

遠隔操作環境における共有自律の実現を指向した 人間-ロボット間の相互主導型インタラクションの設計

堀 口 由貴男*・榎 木 哲 夫*

Design of Mixed-Initiative Interactions Between Human and Robot
to Realize Shared Autonomies in Teleoperation Environment[†]

Yukio HORIGUCHI* and Tetsuo SAWARAGI*

This paper presents a new interaction style for human- and machine-autonomies collaboration in a teleoperating environment. For this purpose, a robot teleoperating system is first analyzed after a judgment analysis method of the generalized Lens model framework proposed by A. Kirlik. Our model can provide a “shared communicational modality” directly accessible from both the operator and the robot’s autonomy in perspectives of their perception and action. This modality promotes their mixed-initiative interactions to realize the naturalistic collaboration allowing the operator variability of actions including his/her “epistemic actions”.

Key Words: teleoperation, shared autonomy, mixed-initiative interaction, Lens model

1. はじめに

遠隔操作環境における人間操作者と自律ロボットとによる積極的かつ平等的な協働 (collaboration) の形態は共有自律 (shared autonomy) と呼ばれる¹⁾。そこでは監視制御に見られるような両者の役割分担に固定された階層性・従属性はなく、各自が独立して作業の計画や実行に携わる。そして、操作者とロボットの個々の判断結果を同時に重ね合わせたものがシステム全体の振る舞いとなる。このような人間-ロボット間の“共同作業性”に、共有自律に基づく協働形態の特徴がある。操作系に各種の自動化が介在する場合に、操作者が無理なく自然にそれと協調してタスク遂行にあたるためには、両者間での状況判断の共有と整合が重要になる。ことに自身の操作判断に対して独立した別個の判断が同時に介入してくる場合には、それを操作者にいかにして認識させるかを設計者は十分に考慮し、システムを人間の知覚・認識の様式と一貫するものとして提供する必要がある。

この人間の認識に関して U. Neisser は知覚循環という興味深い考え方を提起している²⁾。認知活動において、ある特定の情報を選択的に受け入れる予期状態は情報の探索をコントロールするが、その結果抽出された情報はもとの状態の修正を促しさらなる探索を方向づける。この連綿たる循環の

構図こそが知覚の本質であり、環境との絶え間ない相互作用という観点から人間の認知を考える必要があるというわけである。このような捉え方をすると「行為」の位置づけも大きく変化する。通常、行為は知覚・認識に基づく判断の実行 (performatory action) とみなされることが多いが、行為にはそれ自体によって現在の状況を変化させ、新たな知覚情報と認識の獲得を生み出す側面 (exploratory action) もまた存在する。“Epistemic action” と呼ばれるこの種の行為は、環境と動的に相互作用する際には無意識に実行されている。そしてこれは、環境中の隠れた制約を顕在化させることによって、周囲の世界を構造化する上で自らの認知負荷を軽減する有効な戦略となっている^{3), 4)}。このような認識の能動性は独立した複数者間のコミュニケーション、特に認識の共有においても重要な要素であり、共同作業する操作者とロボットの判断共有もまたそれに基づいて考える必要がある。

従来のインタフェース設計においては、上述のような人間にとって自然で多様な行為を許容する、自由度の高い操作系の実現に関する考慮があまりなされてこなかったと言える。多様な行為を許容する操作系を実現するためには、人間-ロボット間の役割分担に冗長性を持たせ、それによって相互に操作を補完できる仕組みが必要である。複数者間の対話に関して、主体間で事前に役割を固定せず、問題解決のための相互のやり取りを通じてその役割・主導権が適宜交替されるインタラクションの形態は相互主導型インタラクション (mixed-initiative interaction; MII) と呼ばれる⁶⁾。独立した主体性を有する操作者とロボットが自身の認識を確固たる

* 京都大学大学院工学研究科 京都市左京区吉田本町

* Graduate School of Engineering, Kyoto University, Sakyo-ku, Kyoto

(Received November 1, 2001)

(Revised August 7, 2002)

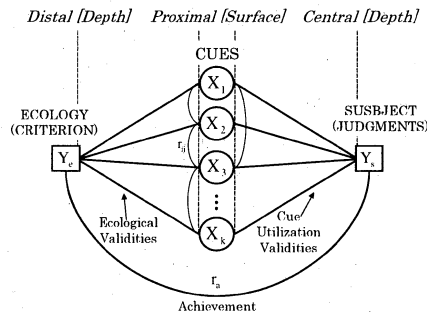


Fig. 1 Brunswik's Lens model

ものにするために互いに積極的に働きかけるインタラクションはこのMIIの様相を呈する。われわれは人間-ロボット間の協働にMIIの概念を取り入れ、共有自律を指向したインタラクション・モデルの提案を行なう。そこでは、コミュニケーションのための共有モダリティを与えることによって、MIIにおける両者の判断の整合を確立していく。

以上より、まず移動ロボットの遠隔操作環境を対象として、人間操作者と自律ロボットによる共同作業のインタラクションについて分析し、その結果に基づいたモデルの提案を行なう。インタラクション分析には、判断分析の手法であるレンズモデル^{7),8)}と、その拡張である一般化レンズモデル^{4),5)}の枠組みを利用する。そして提案モデルを実装し、実験によりそれについての評価・考察を行なう。以降2章では、分析のフレームワークとして用いたレンズモデルについて概説する。そして3章において相互主導性実現のためのモデルの提案を行ない、4章においてその実装と実験について述べる。5章および6章では、前章の実験結果を受けて、操作者-ロボット間の協働についてレンズモデル分析に基づく考察を行ない、最後に本稿をまとめる。

2. 分析のフレームワーク

人間-機械系におけるインタラクションをモデル化しようとした場合、その系を構成するサブシステムとしての人間とタスク環境を忠実に記述する必要がある。ただしそこには、それらのサブシステムを共通の次元でモデル化することが求められる。すなわち、主体と環境のいずれか一方に偏重したモデリングであってはならない⁵⁾。また、本研究では主体の適応過程をも考察の対象としており、作業パフォーマンスなどの指標に加え、サブシステム内/間のより深層の関係を定量的に把握する必要がある。このような観点から、体系だったモデル化のフレームワークとしてレンズモデルによる判断分析の手法を用いる。以降本章ではこのレンズモデルとその拡張である一般化レンズモデルを概説する。

2.1 Brunswikのレンズモデル

レンズモデル (Lens model) は E. Brunswik の確率的機能主義 (probabilistic functionalism) の考えに基づく判断の記述モデルとして提案された^{7),8)}。このモデルは、その状態を直接知覚できるか否かという観点から環境内の変数につ

いて近接 (proximal) / 遠隔 (distal) の区別を行ない、認知主体の判断とその対象との関係を Fig. 1 に示すような対称構造によって表現する。

直接知覚できる変数は近接情報 (proximal information) と呼ばれ、判断の手がかり (cues) として用いられる。一方、直接知覚できない変数は遠隔事象 (distal event) と呼ばれ、手がかりの組からその真の状態を推測される判断の規範 (criterion) に相当する。そして両変数は認知主体には知覚できない隠れた制約構造によって関係付けられて環境を特徴付けている。生態学的妥当性 (ecological validity) は判断の対象である規範と手がかりの関係の意味する。

このように定義される環境の構造に対して、認知主体は手がかりをもとに遠隔事象についての判断 (judgment) を下す。この判断に対する手がかりの利用の仕方は手がかり利用の妥当性 (cue utilization validity) と呼ばれるが、生態学的妥当性によって規定される環境の構造を、主体が自らの経験に基づいて手がかり利用に抽出することが、洗練された判断方策 (judgment policy) の獲得に繋がる。

以上のような環境-主体間の関係の記述において、潜在する生態学的妥当性や手がかり利用の妥当性を厳密に抽出することは不可能である。そのためレンズモデル分析では、両関係を重回帰分析 (multiple regression analysis) によって推定することで判断に係わるさまざまな側面を定量化し、分析に利用する。その際の回帰する関数形に特に制限はないが、通常は線形モデルが用いられる。すなわち、規範 Y_c および判断 Y_s を手がかり $X_1, \dots, X_n$ の重み付け線形和 $\hat{Y}_c = b_{c0} + b_{c1}X_1 + \dots + b_{cn}X_n$ や $\hat{Y}_s = b_{s0} + b_{s1}X_1 + \dots + b_{sn}X_n$ の形式でモデル化する。レンズモデル分析で用いられる統計量として代表的なものを以下に列挙する。ただし、これらの統計量はすべて相関値であり $[-1, +1]$ の値をとる。

achievement: 規範 Y_c と判断 Y_s の相関 r_a は achievement と呼ばれ、この値が 1 に近いほど判断と規範とが似通っていることを表す。この r_a はその詳細が不明な生態学的妥当性や手がかり利用の妥当性の関係に基づくものであり、いわば判断と基準の外見上の一致度である。

ecological predictability と cognitive control: タスク環境における規範 Y_c とそのモデル $\hat{Y}_c$ の相関 R_c は ecological predictability と呼ばれる。同様に認知主体における判断 Y_s とそのモデル $\hat{Y}_s$ の相関 R_s は cognitive control と呼ばれる。これらは規範・判断が回帰モデルによってどの程度記述されているかを表す指標である。

linear knowledge: $\hat{Y}_c$ と $\hat{Y}_s$ の相関 G は linear knowledge と呼ばれ、抽出された回帰モデル (判断方策とみなす) が規範-判断間でどれほど一致するかを定量化する。

unmodeled knowledge: モデル化されなかった非線形成分は残差 $Y_c - \hat{Y}_c$ と $Y_s - \hat{Y}_s$ で表わされるが、これらの残差同士の相関 C は unmodeled knowledge と呼ばれる。これによってモデル化できなかった側面についての規範-判断間の一致度を定量化する。

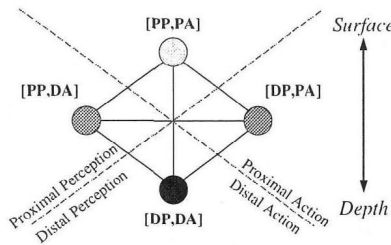


Fig. 2 Generalization of the Lens model by Kirlik

2.2 Kirlikによるレンズモデルの拡張

レンズモデルをインタラクション分析に適用する場合の大きな欠点として、モデルに人間の知覚探索のための行為についての記述が存在しない点が挙げられる。すなわち、適応すべき環境に対して、その構造に働きかけることのない主体の判断をモデリングしているにすぎず、epistemic actionに見られるような環境への積極的な関与を扱うことができない。A. Kirlikはこのような観点からレンズモデルの拡張し、それを一般化レンズモデル (generalized Lens model) として提案している⁴⁾。一般化レンズモデルでは、従来知覚についてのみの区別であった近接/遠隔の構造を行為に対しても適用することでモデルの拡張を行なっている。その結果、環境内の情報は以下に示す4つのタイプに分類されることになる。

[PP,PA]: その状態を直接知覚でき、かつ直接操作できる。
(i.e., proximal for both perception and action)

[PP,DA]: その状態を直接知覚できるが、直接操作はできない。(i.e., proximal for perception but distal for action)

[DP,PA]: その状態を直接操作できるが、直接知覚はできない。(i.e., proximal for action but distal for perception)

[DP,DA]: その状態を直接知覚も直接操作もできない。
(i.e., distal for both perception and action)

これらの関係を図に表わすと Fig. 2 のようになる。本研究ではこの枠組みに基づいて人間-ロボット間のインタラクションに関する変数の分類を行なうことでそれらの関係を記述する。

3. 遠隔操作環境における相互主導型性の実現

本章では前述の一般化レンズモデルの枠組みに基づいて人間操作者と自律ロボットが協働する遠隔操作環境を分析し、その結果に基づいて相互主導性の実現に向けた両者のインタラクション・モデルの提案を行なう。

3.1 レンズモデルによる遠隔操作環境の分析

遠隔操作環境において人間の操作に対してロボットの自律判断が介在する環境を想定し、両者のインタラクションに関わる変数間の関係を一般化レンズモデルの枠組みに基づいて記述したものを Fig. 3 に示す。ここでは、操作者とロボットが相手の振る舞いについて認識・解釈し、それに基づいて自身の操作判断の方策を適応させていく構図が表現されている。ロボットの行為意図は操作者からは直接知覚・直接操作できない [DP,DA] の情報である。そのため操作者はインタ

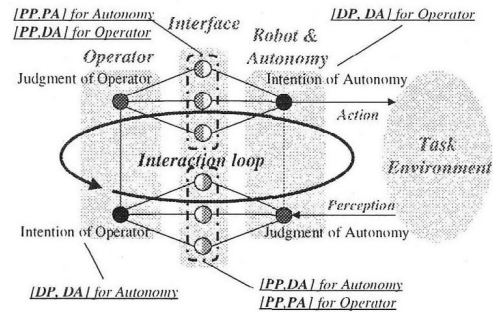


Fig. 3 Analysis result of a teleoperating environment

フェース上に提示される情報を手がかりとしてこれについて判断する。この情報はロボット側からは操作可能であるが、操作者側からは操作できない情報となる。そしてロボットが操作者の行為意図を推し量る場合においても同様の構図が成立すると考えると、両者のインタラクションは図中の矢印で示されるような全体を大きく廻るループを介することになる。

協働すべき主体 (ロボット) が自律性を備えていることは、操作者がそのシステムを使いこなす上での障害になり得る。なぜならば、操作者とロボットは相手の振る舞いについてそれぞれが独自に“解釈”を行なうことで協働のための適応を試みるために、この協働の成否は各自の解釈に依存するからである。独立した主体性を有する人間とロボットの間で認識・判断の整合を保つためには関係する何らかの共有情報が必要になるが、この構図においてはそれが間接的な参照に留まっている。さらに、時間遅れを伴う大きなインタラクションのループは自身が加えた操作とそれに対応する知覚の変化の間にある随伴関係の抽出を難しくするので、操作者がその認識・判断を確実なものにするために何らかのアクションを起こすという戦略を選択しにくい状況にあると言える。以上を改善するためには、操作者とロボットが共通に参照できる共有情報を持ち、それを介して両者の間で整合した判断方策を確立していくようなインタラクションの形態を与えることが必要である。そしてそのインタラクションのループはより時間遅れの小さいコンパクトなものであることが望ましい。

3.2 提案モデル

以上の分析を受けて Fig. 4 に示すように、両者の行為が相互に限定される構造を付加することによってそのループを変容させるモデルを提案する。これは、操作者およびロボットの各自にとって直接知覚・直接操作可能な [PP,PA] の変数間に拘束を与え、自身の操作 (行為) の自由度が相手の状態によって制約を受ける構造を与える。この構造は Fig. 4 において破線で囲まれた中央の領域に相当するが、これにより操作者-ロボット間のインタラクションは図中の左右2つのループによって表現することができる。そしてこの制約構造の導入により、操作者とロボットは直接知覚・直接操作可能な [PP,PA] の情報を実質的に共有することになり、両者のコミュニケーションのための共有モダリティ (shared communicational modality) がここに形成されることになる。

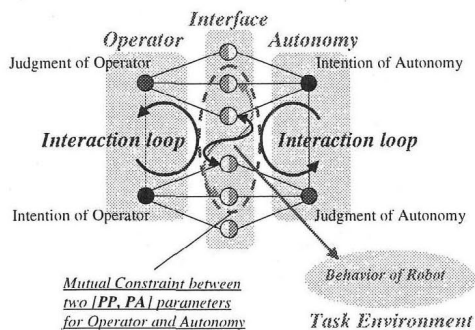


Fig. 4 Our proposing model

さらに提案モデルでは、最終的なロボットの振る舞いを操作者やロボットのいずれかが決定するのではなく、この共有モダリティ上での両者のやり取りそのものを出力する。これは相互主導性の実現を意図したものであり、共有モダリティ上での個々の状況に応じた両者の力関係の変化が、ロボット操作に対する主導権の交替と見なすことができる。

4. 遠隔操作環境への実装と実験

本節では、提案モデルの有効性を検証するために、遠隔操作環境にそれを実装して行なった実験について説明する。

4.1 タスクの設定

実験の対象としては操作者の遠隔にある通路環境内で移動ロボットを誘導する遠隔操作タスクを扱う。ロボットにはActivMedia社製 Pioneer1 Mobile Robotを用いた。このロボットは前面に7つの超音波センサを備えており、障害物までの距離を検知することが可能である。また CCD カメラ (SONY EDV-D30) が上部前方に設置しており、操作者への提示画面にはこのカメラの捕らえた映像が提示される。そして操作者はジョイスティック (Microsoft SideWinder Force Feedback Pro) を用いてロボットを操作する。このジョイスティックへの前後/左右の入力がロボットの直進/回転方向の速度量に対応している。

操作者に課せられるタスクは、ロボットを壁面に衝突させることなく通路環境内を誘導することである。しかし操作者が主な情報源とするカメラからの映像は死角が大きく、ロボット周囲の状況認識が難しい。そのためタスクの円滑な遂行のためにはロボットの動特性・身体感覚をうまく習得する必要がある。このようなタスク遂行を支援する目的で、ロボット自身も状況を判断して行動を制御する部分的な自律性 (障害物回避) を与え、そのような自律ロボットとの協働を実験の対象とする。

4.2 システムの構成

4.2.1 ロボットの自律的障害物回避行動について

ロボットの自律判断による衝突回避行動は、障害物から受ける仮想斥力を合成したポテンシャル場を用いて実現した。具体的には Fig. 5 に示す形式でポテンシャル場を生成し、そこでロボットが受ける力ベクトルを行動制御に用いた。

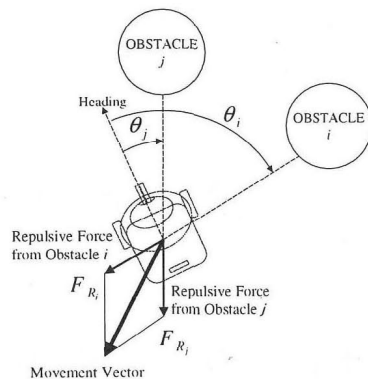


Fig. 5 The way to calculate the potential field for generating the robot's movement commands

センサ i により計測された障害物までの距離 d_i に応じた斥力 F_i が (1) 式により算出され、(2) (3) 式にしたがって全斥力を合成することで直進/回転方向の操作量を決定する。

$$F_i = e^{-C_i d_i} \quad (1)$$

$$velocity = V_{MAX} \times \sum_{i=1}^7 F_i \cos \theta_i \quad (2)$$

$$steering = S_{MAX} \times \sum_{i=1}^7 F_i \sin \theta_i \quad (3)$$

- i : センサが捉えた障害物を指す添字。
- F_i : 障害物 i からの受ける斥力の大きさ。
- C_i : 障害物 i によるポテンシャル場の勾配。
- d_i : 障害物 i までの距離。
- θ_i : 進行方向に対する障害物 i の相対角度。

ここで、 V_{MAX} と S_{MAX} はロボットの仕様にしたがって $V_{MAX} = 300 \text{ mm/sec}$, $S_{MAX} = 20 \text{ deg/sec}$ として定義した。また障害物 i が作るポテンシャル場の勾配 C_i は、操作者との共同作業実行中、常にその値が変化する。具体的には (4) (5) 式に示すように、ポテンシャル場により生成された操作量が実際のロボットの振る舞いと同一方向である場合には、それに寄与したセンサ i の影響を強めるために C_i の値を小さくし、逆の場合にはその値を大きくする。この変更は、直進方向 (V) と回転方向 (S) の各成分に関する影響を足し合わせ、 η の割合にしたがって行なわれる。これによって、操作者に自律判断の介入を受け入れられた場合には、より遠くの障害物に対する感度を上げることでその影響を強め、逆に打ち消された場合には、感度を下げることでその影響を弱める。以降の実験では係数 η を 0.01 とし、 C_i の初期値を 0.04 とした。ただし、 C_i の変更には 0.06 と 0.02 の上下限を設けている。

$$C_i(t+1) = C_i(t) - \eta \Delta C_i(t) \quad (4)$$

$$\Delta C_i(t) = \left(\sum_{k=V,S} \sigma_k D_k R_{k,i} \right) \times C_i(t) \quad (5)$$

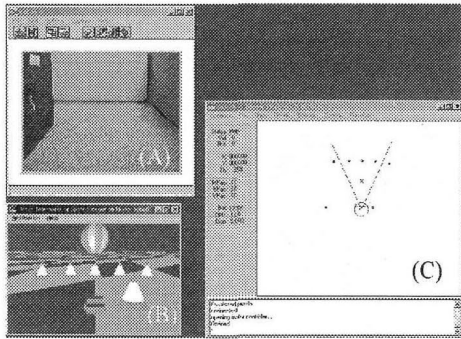


Fig. 6 A screen shot of the display information

- σ_k : 操作判断が振る舞いと同方向か示すフラグ.
同方向の場合 +1, 逆方向の場合 -1.
 D_k : k 成分について振る舞いと操作量の差異の
大きさを最大操作量で割ったもの.
 $R_{k,i}$: 操作判断の k 成分へのセンサ i の寄与.
 η : 変更の程度を決める係数.

4.2.2 操作者への提示情報

操作者に提示される提示画面を Fig. 6 に示す. ディスプレイ上には以下の3種類の画面が提示される.

- (A) CCD カメラが捉えた実映像を表示する画面.
(B) 生成されたポテンシャル場の状態を表わす三次元仮想空間を表示する画面.
(C) カメラの視野および超音波センサの計測値についての情報を表示する画面. ここにはロボットの運動状態(前進/回転速度)も上下/左右の棒グラフとして提示される.

なお, 実験の被験者にインタビューしたところ, 基本的には(A)の画面を注視してロボットの操作を行っており, そのほかの画面は補助的に利用するに留まっている.

4.2.3 共有モダリティの実現

提案モデルの中心である操作者-ロボット間の共有モダリティは, ジョイスティックが内蔵する力覚フィードバックの発生機構を用いて実装する. すなわち, ロボットの自律判断を力覚フィードバックに変換し, その力によってジョイスティックを操作できるようにする. これによって, 自律判断単独でもロボットを制御できる能力を与えると同時に, 操作者とロボットがこのジョイスティックを介して相互に操作を制約する構造を実現する.

ジョイスティックの前後/左右の傾きは, 操作者にとって直接知覚・直接操作可能な [PP, PA] の変数である. これに対する前後/左右への力覚フィードバック効果をロボットにとって [PP, PA] の変数とすることで, ジョイスティックを通して両変数が相互に変域を制約する. 操作者のジョイスティックへの操作入力にはロボットによる力覚フィードバックの存在によって制限される. 逆に, ポテンシャル場の勾配 C_i は力覚フィードバックに対する操作者の反応により変化するため, ロボットの自律的操作判断も操作者に制限されることになる. このような行為が相互に限定される構図を埋め込んだ遠隔操作システムの概要を Fig. 7 に示す.

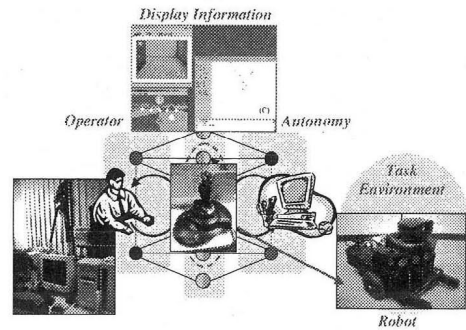
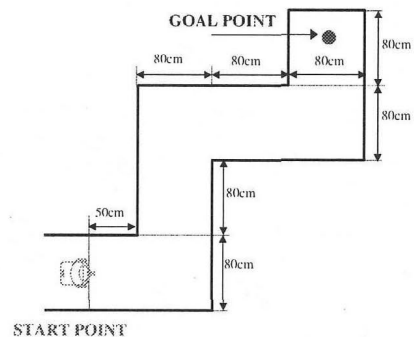
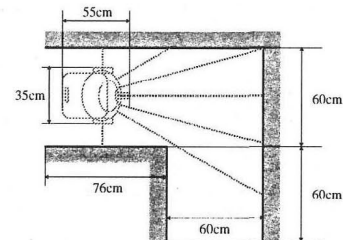


Fig. 7 An overview of our system



(a) The environment I (zigzag corridor)



(b) The environment II (L-formed corridor)

Fig. 8 The two different corridor environments for our experiments

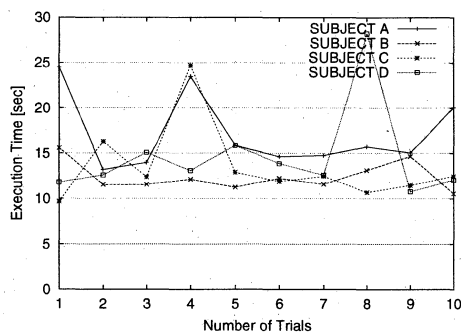
4.3 実験結果

以上の設定に基づいて実験を行なった. 比較のために Fig. 3 の形態をとるシステムを用いた実験も同様にこなされている. この場合ロボット自身の判断は力覚フィードバックとして出力されるのではなく, Fig. 6(C) の画面上に上下(前進速度)/左右(回転速度)の棒グラフとして表示される. すなわち操作者はロボットの判断を知覚することはできるが, それが操作者の操作行為に直接の制約を与えることはない. この実験の設定を No-MII, そして力覚フィードバックを用いる提案モデルの実装を MII と記す. またロボットの判断が操作に介入しない完全手動による操作の設定を MAN と記す.

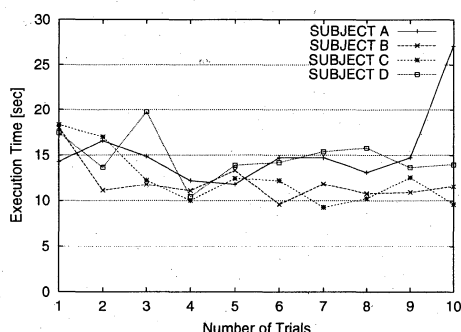
最初に Fig. 8(a) に示す通路環境 I を用いて実験を行なった. この実験では3人の被験者に対して, MAN, No-MII, MII の順番にタスクを実行してもらい, 各自がこれを5回繰り返した. その結果合計 $3 \times 3 \times 5 = 45$ 回の試行データを得た. Table 1 はこの実験結果として各設定間のタスク遂行に

Table 1 Average execution time [sec] for the task I

MAN	No-MII	MII
70.9	75.4	56.3



(a) No-MII



(b) MII

Fig. 9 Profiles of execution time for task II

Table 2 Comparisons of some statistics for the task II between the two different experimental settings of No-MII and MII

	P_{suc}	$\bar{T}$	$\bar{T}_S$	$\bar{T}_F$	$\bar{N}_{cw}$
No-MII	0.425	14.3	12.7	18.4	1.52
MII	0.625	13.6	12.6	15.5	1.4

要した平均時間 [sec] の比較を示している。これより MII がほかよりも良いパフォーマンスを得ていることがわかる。

このような結果をもたらす要因についてレンズモデルの枠組みを用いて分析するために、Fig. 8(b)の通路環境 II を用意して実験を行なった。この実験ではタスクを右折に限定して、レンズモデル分析での操作判断のモデル化誤差が極力小さくなるようにしている。また、通路幅をロボットの本体に対してより狭く設定することで、僅かな誤操作が壁面への衝突という形で顕在化できるようにしている。そして、実験試行は、先に MAN での作業を 10 回繰り返すことでタスクとシステムの挙動について被験者に把握してもらい、その後 No-MII と MII での作業を交互に 10 回ずつ行なった。

Fig. 9 はこの実験結果として 4 人の被験者のタスク遂行に要した実行時間の変化を試行回数に対してプロットしたものである。ここで、タスク遂行中のミスから回復するための「繰り返し」操作が行なわれた試行を失敗試行と定義し、一度も繰り返しが行なわれなかった試行を成功試行と定義する。

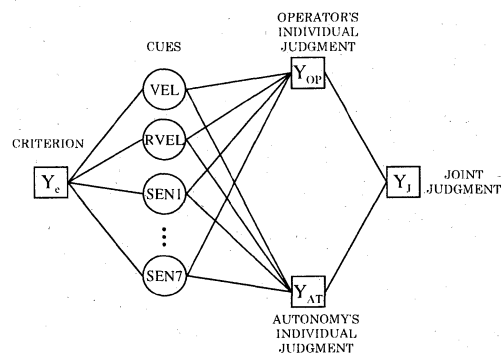


Fig. 10 Description of the operator-autonomy cooperative task using the Lens model

このグラフより、被験者の操作方法や技量差にも依存するが、No-MII と MII の違いとして、成功-失敗間の実行時間の落差が No-MII の方が大きくなる傾向がわかる。そして、この傾向は Table 2 に示すいくつかのパフォーマンス指標においても確認できる。Table 2 中の P_{suc} は全試行に対する成功試行の割合を表わす。また $\bar{T}$ はタスク遂行に要した実行時間 [sec] を全試行について平均したものであり、 $\bar{T}_S$ と $\bar{T}_F$ は成功試行と失敗試行について別個に平均所要時間を求めたものである。さらに $\bar{N}_{cw}$ は失敗試行における繰り返し操作の平均回数を表わしている。これらの指標の中で No-MII と MII の間の差異が顕著に表われるものとして $\bar{T}_F$ が挙げられ、それは No-MII が MII よりも大きく劣る結果となっている。 $\bar{T}_S$ が同程度であることから、設定の違いはタスク遂行が軌道に乗っている「通常時」においてではなく、誤操作によってそこから逸脱した「非常時」での回復操作において顕在化すると判断できる。このことは平均繰り返し回数 $\bar{N}_{cw}$ の大小からもわかる。そのため、順調に作業が進行している状態においてはロボットの自律的判断の介入は特に操作者に意識させる必要はないが、そこから逸脱した状態においては操作者-ロボット間で判断をいかに共有・整合させるかが重要になる。この点に関して、両者の直接知覚・直接操作可能な変数間の相互制約による共有モダリティの実現が効果を発揮すると考える。そこで、分析を詳細化するためにレンズモデルによる判断分析の枠組みを次節において利用する。

5. レンズモデル分析に基づく操作者-ロボット間の判断共有についての考察

ここでは前節の実験結果に対してレンズモデル分析の枠組みを用い、操作者-ロボット間の判断共有について分析を行なう。この分析には通路環境 II の実験から得られたデータを用いる。

5.1 レンズモデルによるタスクの記述

分析を始めるにあたり、まず操作判断に係る変数間の関係をレンズモデルの枠組みに当てはめ、Fig. 10 に示すようなタスクの記述を行なった。そこでは、操作者の判断の手がかりとなる情報として、ロボットの運動状態を表わす前進速

度 VEL と回転速度 RVEL, 超音波センサの計測値 SEN1～SEN7 を用いた。この理由は、操作者がロボット周囲の状況認識に主として利用するカメラの映像からは手がかりとなる変数の値を直接的に抽出することが難しく、それらを別の測定情報によって代替する必要があるためである。そして、上記の変数は映像から得られる情報との相関が高く代替可能であると判断した。さらに判断方策を比較する観点から、ロボットの自律判断に対しても同じ情報を用いてモデル化する。

これらの手がかり情報によって説明される対象、すなわち規範 Y_e と判断 Y_s には、前進速度と回転速度の操作量の組 (*velocity, steering*) を用いた。Fig. 10 では操作者とロボットのそれぞれの判断を Y_{OP} , Y_{AT} として記述している。そして両者を合成した判断が Y_J であり、それが最終的なロボットの振る舞いとなる。そのため規範 Y_e に対応する判断 Y_s は Y_J である。

以上のように定義した操作判断に関する変数間の関係に基づいてレンズモデルの諸統計量を求め、分析に利用する。各変数の値には実験中 500 msec ごとにサンプリングしたデータ系列を用いる。ただし壁面に衝突した後の切り返し操作の部分の系列からは除外している^(注1)。この事例データをもとに、*velocity* と *steering* について、上記の手がかりに基づく判断 Y_{OP} , Y_{AT} の推定モデル (= captured judgment policy) $\hat{Y}_{OP}$, $\hat{Y}_{AT}$ を重回帰分析によって求めた。ここで、回帰モデルの関数形としては手がかり変数の一次結合を用いる。この理由は、あまり高次の関数に回帰してもそれに見合うだけの近似が得られないことが多く、また説明変数が増えることにより多重共線性 (multicollinearity) 発生の危険が増すためである⁸⁾。そして、ここでの回帰の主たる目的が、予測精度の非常に高い推定モデルを構築することにあるのではなく、異なる主体間の判断方策に対する比較のための共通の次元を用意することにあるため、どの手がかり変数が判断にどの程度の影響を与えているかを示す線形モデルでもその役割を十分に果たすことができると判断した。なお、重回帰分析の手法としてはステップワイズによる変数増減法⁹⁾を用い、変数導入/除去のための偏 F 値基準はともに 2.0 としている。

5.2 操作者の操作判断に対するコントロールとそのパフォーマンスへの影響

上記の手続きに基づいて各実験試行について操作判断の回帰モデルを求め、レンズモデルに関連する統計量の算出を行った。ここでは操作者による操作判断 Y_{OP} に注目し、共同作業の形態の違いによって、また共同作業経験の蓄積によって、その判断がどのように変化して作業のパフォーマンスに影響したのかをこれより考察する。そのために、各レンズモデル統計量と、作業パフォーマンスの指標とした実行時間 T および切り返し操作の回数 N_{cw} との相関を調べた。そ

Table 3 Average correlation coefficients between the residual mean square values of operators' captured judgment policies and the task execution time

	No-MII	MII
velocity	0.349	0.205
steering	0.652	0.837

Table 4 Average correlation coefficients between the residual mean square values of operators' captured judgment policies and the number of cut-the-wheel operations

	No-MII	MII
velocity	0.617	0.298
steering	0.702	0.547

の結果、被験者全体に共通する傾向として、回転操作に対する「残差不変分散」の値がパフォーマンスと相関の高いことがわかった。残差不変分散 (residual mean square)^{8), 9)}は、モデルによって説明されていない観測値 (ここでは操作者の判断) の変動がどの程度存在するかを示す指標で、残差の自由度を n とした場合、 $\{\sum_{i=1}^n (Y_{OP_i} - \hat{Y}_{OP_i})^2\} / (n - 2)$ によって算出される。

Table 3 と **Table 4** に、実行時間 T と切り返し操作の回数 N_{cw} に対する残差不変分散の相関値の平均をそれぞれ示す。ただし、被験者 D は MII の設定での実験においてすべての試行を成功しており N_{cw} との相関値計算ができないことから、平均計算の対象からは除外している。これらのデータより、回転操作に関する残差不変分散の値が小さいほど、「実行時間が短く」、「切り返し操作の少ない」、より良い作業パフォーマンスが得られていると判断できる。言い換えると、この共同作業タスクでは、前述の線形回帰モデルでさえもその振る舞いをより忠実に再現できるような回転操作判断が操作者に求められているとみなせる。一方の直進操作の判断に関しては、その振る舞い方の違いが作業パフォーマンスの良・不良と直接結びついておらず、操作者の個人差がかなり許容される結果となっていた。これは、直進操作の方が直面する状況に対して取るべき操作自体への制約が回転操作に比べて緩く、ある程度選択の自由が利くためと思われる。

残差不変分散が大きくなる要因としては、対象システムの振る舞いの中にモデルによって捉えきれないシステムティックな変動の存在が挙げられる⁹⁾。ロボットの操作判断に関しても言えば、それはモデルに用いたものとは全く別の手がかり情報への依存であったり、同様の状況に対する判断に一貫性がないといった判断に対する適切なコントロールの欠如であったりする。これまでの結果より、前述の回帰モデルに対する回転操作の残差不変分散の低減が作業パフォーマンスの向上に対応することから、ここでは新たな手がかりを想定する前者の観点よりもむしろ後者の観点から残差不変分散の指標を利用する。

Fig. 11 に各被験者の試行回数に対する回転操作判断の残差不変分散の系列を示す。No-MII (**Fig. 11 (a)**) と MII (**Fig. 11 (b)**) の設定を比較すると、何点かの例外を除く全体

(注1) この理由としては、切り返し操作を規範の中に取り込むことが難しい、通常時と非常時に場合分けした場合でも切り返し操作に対応する系列では十分な回帰モデルを得るためのサンプル数を確保できないことが挙げられる。

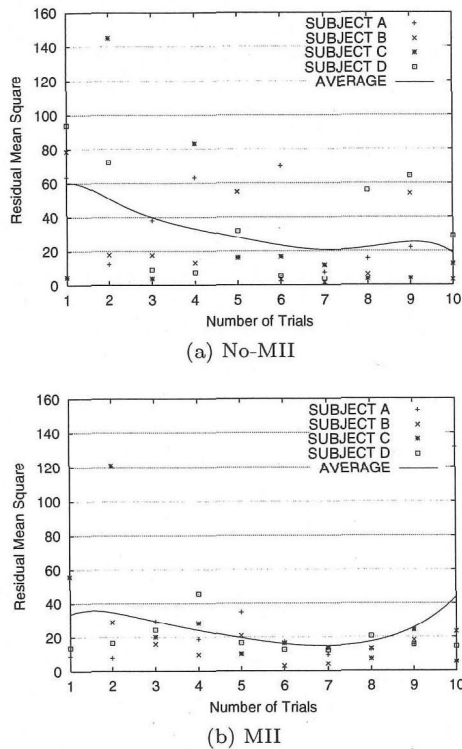


Fig. 11 Comparisons of the profiles of RMS values from operators' captured judgment policies of steering control between the experiments of No-MII (a) and MII (b)

的な傾向として、明らかに MII の設定の方が小さい残差不変分散の値を示している。これを上述の観点から考えると、MII の共同作業形態の方が、操作者が自身の操作判断を適切にコントロールできていると見なすことができる。逆に No-MII の設定においては、特に実験初期の段階において残差不変分散の値が大きく、操作者の判断が揺らいでいたことが推測される。そして、このような判断に対するコントロールの欠如は、パートナーであるロボットの自律判断との関係において、共同作業の遂行に対して自身が担うべき役割を操作者が適切に認識できていないことによるはずである。そのため、このような判断の性質の違いが No-MII と MII の設定間の作業パフォーマンスの違いとなって表われたと考える。しかしながら、No-MII の設定においても試行回数にともなって残差不変分散の値が小さくなる傾向が Fig. 11 (a) のグラフより把握できる。すなわち、共同作業経験の蓄積がより確かな判断方策の獲得を促している。そして No-MII と MII の設定の違いは、そのような判断方策の確立が迅速に行なわれるか否かに関わるものと考えられる。

5.3 協調に向けた判断方策の更新

前節の議論より、No-MII と MII の環境下での作業パフォーマンスの違いを、操作者-ロボット間の判断方策の関係に還元できると考えた。これは、今回の共同作業タスクでは操作者とロボット（の自律判断）の役割設定が冗長で、より良い協調パフォーマンスを得るためには相手の判断方策を理解し、両者の間で適切な役割の分担がなされる必要があることによ

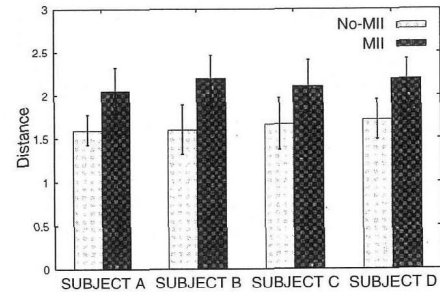


Fig. 12 Comparison of the average value of $distance_{OP-AT}$ between the experiments of No-MII and MII

る。そして、操作者-ロボット間のインタラクションの形態はその役割分担の過程に影響し、4.3 節のような結果として表われたと考える。そこで本節では、 $Y_{OP}-Y_{AT}$ 間の関係を調べることで No-MII と MII における操作者-ロボット間の役割分担について比較する。ただし、前節での議論にあるように操作者の判断 Y_{OP} には多かれ少なかれ揺らぎが存在するため、それを取り除いた（揺らぎの中心^(注2)と見なせる）判断方策 $\hat{Y}_{OP}$ と $\hat{Y}_{AT}$ の関係から考察を行なう。具体的には、 $\hat{Y}_{OP}-\hat{Y}_{AT}$ 間の距離を調べ、両者の操作判断の類似性の観点から比較を行なう。

距離尺度としては、回帰モデルの標準回帰係数 β_i の組を各判断方策の代表点とみなした際の、操作者とロボットの代表点間のユークリッド距離を用いた（(6) 式を参照）。標準回帰係数は元のデータをすべて平均 0、分散 1.0 の集合に基準化して尺度依存性を取り除いた回帰係数であり、これを用いることで手がかり変数の変域の違いが距離尺度に影響することを防ぐ。また、(6) 式中の β_{OP_i} 、 β_{AT_i} には *velocity* と *steering* の両方の成分（係数）を含め、 $distance_{OP-AT}$ は直進と回転の操作判断の特性を統合した尺度になっている。

$$distance_{OP-AT} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (\beta_{OP_i} - \beta_{AT_i})^2} \quad (6)$$

Fig. 12 は、この距離尺度の被験者ごとの平均を標準偏差による誤差範囲とともに示し、No-MII と MII で比較したものである。このグラフより、共有モダリティを持たない No-MII の環境下では、MII に比べて $\hat{Y}_{OP}-\hat{Y}_{AT}$ 間の距離が小さく、両者がより似通った状態にあることがわかる。類似性のある判断 Y_{OP} と Y_{AT} の合成は過剰な操作量を生み出す可能性が高い。特に操作者の側が別の判断の振る舞い方を適切に認識できていない場合、自身の操作に対するロボットの反応が操作者の予測と大きく乖離する状況に陥る。そのため判断方策の適用に一貫性が無くなり、操作者が Y_{AT} の介入にうまく対処できなくなると考えるのが自然である。そして、これは通常のタスク遂行状況から逸脱した回復操作の局面において顕在化しやすい。しかしながら No-MII の環境下においても、試行を重ねるにつれて両者の差異が大きくなる

(注2) 回帰分析ではモデルの残差の平均は 0 である。

Table 5 Increases of the $distance_{OP-AT}$ value along with trial accumulations

(a) No-MII			
	av. of 1-3	av. of 8-10	increase
SUBJECT A	1.610	1.617	+0.5%
SUBJECT B	1.380	1.707	+23.7%
SUBJECT C	1.526	1.928	+26.3%
SUBJECT D	1.546	1.708	+10.4%

(b) MII			
	av. of 1-3	av. of 8-10	increase
SUBJECT A	2.018	2.080	+3.1%
SUBJECT B	2.019	2.308	+14.3%
SUBJECT C	2.130	2.222	+4.4%
SUBJECT D	2.195	2.217	+1.0%

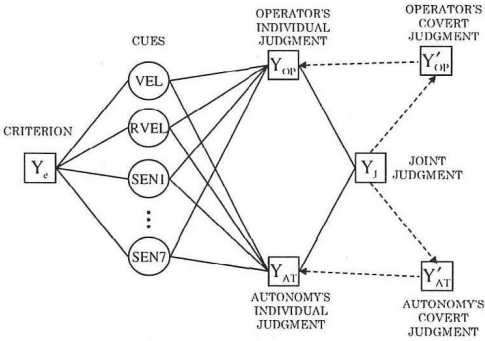


Fig. 13 Description of revision cycles of the operator's and autonomy's judgment policies

方向へと移行する傾向が確認できた。Table 5 は、各被験者の実験序盤（第1試行～第3試行）と終盤（第8試行～第10試行）の $distance_{OP-AT}$ の平均とその変化量を示したものである。変化の過程や大きさは個人差があるが、このような傾向は、同様の判断方策に則っていた操作者とロボットの間で操作に対する役割が分化し、共同作業に対するより相補的な関係を築くに至る過程であると見なすことができる。これに対して共有モダリティを有する MII の環境下では、初期の段階から $\hat{Y}_{OP}$ と $\hat{Y}_{AT}$ に距離が保たれ、操作者-ロボット間の操作に対する役割により大きな差異が確認できる。

以上の結果は、No-MII と MII の違いとして前節で議論した操作者の判断方策の確立過程と対応付けることができる。操作者が確固たる判断方策を形成するためには協働のパートナーであるロボットの自律判断の振る舞い方を適切に理解している必要がある。しかし $\hat{Y}_{OP}-\hat{Y}_{AT}$ 間の関係より、MII の環境下では即座にこの理解が達成されるのに対して、No-MII の環境下では漸進的なものに留まっていることが、妥当な判断方策の確立を遅らせていると考える。

6. 全体的考察

前章の議論より、コミュニケーションのための共有モダリティの導入は、操作者とロボットの協調に向けた判断方策の更新において、両者が相互の関係を認識するための協調促進器 (facilitator) として機能していると思なすことができ

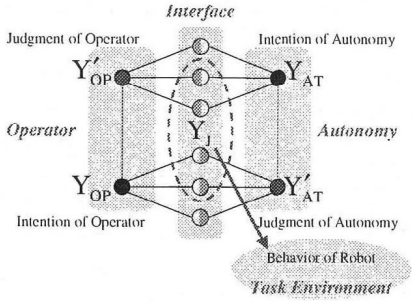


Fig. 14 Relations between the five different judgments superimposed on the MII interaction model

る。これについて議論するために、Fig. 10 で示した関係を Fig. 13 のように拡張する。前述のように Y_{OP} と Y_{AT} の合成によってロボットの振る舞い Y_J は決定される。ここで Y_{OP} の修正・更新の過程に注目すると、この Y_J をもとに自身と Y_{AT} との関係を探る、操作判断として陽には表われない潜在的な判断 (covert judgment) の存在を仮定することができる⁸⁾。これを Y'_{OP} として記述する。 Y_{AT} についても同様に、潜在的判断 Y'_{AT} によって自身の判断方策を修正するとする。そして、このような Y_J を介した Y'_{OP} , Y'_{AT} による判断方策修正のサイクルが Y_{OP} と Y_{AT} の役割を適切に分化させ、協働パフォーマンスの向上に繋がると考える。

ここで、No-MII と MII というインタラクション形態の違いは Y_J への参照様式の違いと言い換えることができる。提案モデル (MII) の形態では、相互に行為を制限する [PP, PA] 型のモダリティを共有させることによって、主体が働きかける対象とフィードバックを与える対象が一致する。しかし No-MII の形態ではこれらが完全に分離している。両者が参照する対象はともに Y_J を構成していることから、上述のインタラクション形態の違いは、 Y_J やそれを介した他者の判断を理解するための情報がどれほど強く自身の行為と結びついているかに関係する。緒言において触れたように、人間の認識において不確かな知覚をより確固たるものにするための環境への積極的な働きかけ (epistemic action) は非常に有効な認知的戦略である^{4), 5)}。これを許容し促すことが人間にとって自然なインタフェース設計の重要な指針である。その意味で MII の形態は、Fig. 14 に示すように、他者理解の鍵となる Y_J への参照をより近接的・直接的なものにしている。他方の No-MII の形態では、それは Fig. 3 のインタラクション・ループを介する遠隔的・間接的なものでしかない。この違いが、操作者のパートナーの振る舞い方に対する適切な理解の進展について明暗を分けたと言える。

また MII の形態では、操作者はロボットの自律判断の介入によって自身の操作行為が制限を受けることになる。しかし、認知における知覚-行為系の分ちがたい結びつきにより、この行為の制限は操作者がパートナーとの相対関係を認識するための重要な手がかりとなる。適応システムの制御においてフィードバック情報が担う役割には、システムをある設定値

に安定にもって行くための利用と、システムを構成している内部モデルの修正や改善に寄与する情報の収集のための利用の2つがあり、両者の利用はトレードオフの関係にある¹⁰⁾。独立した主体間の共同作業において、適切な役割分担を創出させるためには、フィードバック情報の中から後者の要素をいかに顕在化させるかが重要になる。自他の行為間の密接な結びつきはそれを可能にし、さらに主体間のインタラクションの緊密化を生む。共同作業における操作性やパフォーマンスの向上には確かな情報の共有と相互理解の確立が何より求められるが、それらは一連のインタラクションの中でこそ培われると考える。

以上のような理由により、コミュニケーションのための共有モダリティを与える本研究のアプローチは有効であると考える。ただし、人間-ロボット間の共適応による協調関係の確立に目を向けた場合、本稿の自律判断構成のフレームワークでは不十分である。協調する主体がおのおのの独自性(主体性)を失わずに共存並立するためには、ただ相手に合わせる従順な判断であってはならない。すなわち、上述のフィードバック情報の役割にもあるように、主体的判断の安定性(stability)と可塑性(plasticity)のバランスを状況に合わせて適切にとることが求められる。われわれはこのための設計として主体間の関係に変化を与えるタイミングに注目しており、特に、協調における主体間の葛藤(conflict)の発生が共適応に向けたインタラクションの重要な契機であると考えている¹¹⁾。そして、許容可能な(予測される)範囲を超える判断間の相違が(一時的な)調和(accommodation)に向けた判断方策の修正を促し、その関係維持のサイクルを恒常的に機能させ続けることが、操作者との良好な協調を作る上でロボットの側に求められる。現状ではこのための機能を明示的に設計することは考慮しておらず、今後の課題となる。加えて、判断方策の動的な変化をうまく扱えないレンズモデル自体の問題点⁸⁾から、試行の中での振る舞いの変化のように分析が不十分な点も残されている。より複雑で複合的な共同作業タスクに対する本アプローチの有効性ととともにこれを検討しなくてはならないと考えている。

7. おわりに

本稿では、人間操作者-自律ロボット間の円滑な協調を促すための相互主導性を内包するインタラクション形態の提案を行なった。提案モデルでは、各自の直接知覚・直接操作可能な変数間に相互に制約を与えることによって両者のコミュニケーションのための共有モダリティを提供した。そしてこれを実際のロボット遠隔操作環境に実装し、レンズモデルの枠組を用いて評価を行なった。

謝辞 本研究は文部科学省科学研究費補助金(特別研究員奨励費)No. 13003390の援助のもとに行なわれた。ここにその援助に対し深く感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 平井成興: Shared Autonomyの理論: 日本ロボット学会誌, 11-6, 788/793 (1993)
- 2) U. Neisser: Cognition and Reality: Principles and Implications of Cognitive Psychology, W.H. Freeman and Company (1976) (古崎, 村瀬 訳: 認知の構図: 人間は現実をどのようにとらえるか, サイエンス社 (1978))
- 3) D. Kirsh and P.P. Maglio: On Distinguishing Epistemic from Pragmatic Action, Cognitive Science, 18, 513/549 (1994)
- 4) A. Kirlik: The Ecological Expert: Acting to Create Information to Guide Action, Proceedings of Fourth Symposium on Human Interaction with Complex Systems, 15/27 (1998)
- 5) A. Kirlik: Ecological Modeling of Human-Machine Interaction, Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1, 732/737 (1999)
- 6) J.F. Allen: Mixed-Initiative Interaction, IEEE Intelligent Systems, 14-5, 14/16 (1999)
- 7) J. Rasmussen: Information Processing and Human-Machine Interaction: An Approach To Cognitive Engineering, North-Holland (1986)
- 8) R.W. Cooksey: Judgment Analysis: Theory Methods and Applications, Academic Press (1996)
- 9) N.R. Draper and H. Smith: Applied Regression Analysis, John Wiley & Sons, Inc. (1966) (中村 訳: 応用回帰分析, 森北出版 (1968))
- 10) A.A. Feldbaum: Dual-Control Theory I-IV, Optimal Control Systems, Academic Press (1965)
- 11) 堀口, 榎木: 共有自律型遠隔操作システムにおける共適応を志向したインタラクション設計, ヒューマンインタフェースシンポジウム2002論文集, 725/728 (2002)

[著者紹介]

堀口 由貴男 (学生会員)



1974年11月22日生。99年京都大学大学院工学研究科精密工学専攻修士課程修了。現在、同大学院博士課程在学中。2000年～日本学術振興会特別研究員DC。遠隔操作環境における人間とロボットの知的協調、特に直感的なインタラクションを実現するためのシステム設計に関する研究に従事。システム制御情報学会の会員。

榎木 哲夫 (正会員)



1957年9月10日生。83年京都大学大学院工学研究科精密工学専攻修士課程修了。86年同大学院博士課程指導認定退学。同年京都大学工学部精密工学教室助手。94年同大学院工学研究科精密工学専攻助教授、2002年同教授となり、現在に至る。その間、91～92年米国スタンフォード大学客員研究員。現在、人間-機械共存環境下での協調システムの設計・解析と知的支援ならびにコミュニケーション設計等に関する研究に従事。日本機械学会、システム制御情報学会、ファジィ学会などの会員(工学博士)。