

新制

工

1284

分類子学習に基づく
対話型技能継承支援システムに関する研究

塩瀬 隆之

分類子学習に基づく
対話型技能継承支援システムに関する研究

塩瀬 隆之

謝辞

本論文をまとめるにあたり、実に多くの方々に御協力、御指導頂きました。ここに御世話になった方々へ、心から感謝の意を表します。まず、本論文の主査である榎木哲夫教授には、筆者が卒業論文に取り組み始めた頃から厚く御指導、御助言いただいております。研究に対する姿勢から論文作成のいろはまで、研究を進めるにあたって必要なあらゆる基礎を叩き込んでいただきました。また鋭い洞察力と異分野からの知見を巧みに統合される幅広い研究姿勢は、筆者の研究視野を押し広げてくださり、現在の筆者の研究姿勢そのものとなっています。ここに深甚なる感謝の意を表します。

京都大学大学院 片井修教授には、非凡に幅広い見識と奥深い洞察から常に有益な御教示、御助言を賜り、筆者の研究に常に光明を投げかけてくださりました。ここに深く感謝の意を表します。

国際電気通信基礎技術研究所 岡田美智男主任研究員には、筆者が修士論文に取り組み始めた頃より、世界的に気鋭の研究者が多く募る国際電気通信基礎技術研究所にて研究する機会を与えていただきました。またそこで、筆者の研究が生態学的心理学研究の範疇から逸脱しそうになりそうな折には、適切な御指摘、御助言を幾度となく賜り、本論文をまとめるにあたっての一貫した観点を維持することができました。ここに深く感謝いたします。

オムロン株式会社 仲島晶氏、同 石原英氏には、ものづくり現場からの熟練技能継承に関するニーズと、実際のデータをご紹介いただき、実践的な研究の機会を頂戴いたしました。また、センサチューニング作業の技能継承に関する対話型技能継承支援エージェントのプログラムにおいては、二階堂 恭弘君（現在 特許庁）の多大な援助がなければ本論文をとりまとめることはできませんでした。ここに深く感謝いたします。

また、東京工業大学 高玉圭樹講師、立命館大学 羽尻公一郎助教授には、折に触れて熱心な御討論と有益な御助言を賜り、所属もまったく異なる筆者を後輩のように厚く御指導賜ったことに深く感謝いたします。

東京医科歯科大学 鈴木泰博博士、奈良工業高等専門学校 山口智浩助教授、堀江亮太博士（現在 理化学研究所）、野村竜也博士（現在 阪南大学）をはじめとする生命と身体性のワークショップ (SOMA) でお会いした新進気鋭の研究者の方々とは、その後も折に触れて御討論の機会を賜り、他では決して得ることのできない鋭い御指摘、御助言をいただくことができました。北陸先端科学技術大学院大学 六井淳氏、国際電気通信基礎技術研究所 田雅杰博士には、幾度となく有益な議論の機会を賜り、その度に論理的な研究の組立と真摯な研究姿勢とに感銘を覚え、自身の研究姿勢を内省するよい機会となりました。ここに深く感謝いたします。

京都工芸繊維大学 大橋良介教授には、御多忙にも関わらず不躰に訪問した筆者を温かく御迎えいただき、ロボット研究と西田哲学との接点に関する議論に御付き合ってくださいました。造詣深い先生の御助言の数々が、本論文を深く推敲する上で大変参考となりました。ここに深く感謝いたします。

東京工業大学 三宅美博助教授には、まったく所属の異なる筆者に濃密な議論が交わされている研究室ゼミへの同席を御許可くださり、筆者の研究についても鋭い御指摘、御助言を賜ることができました。三宅研究室に在籍しておられた諸兄からも、熱心な御討論と有益な御助言を賜りました。ここに深く感謝いたします。

京都大学大学院 川上浩司助教授、堀内匡助教授（現在 松江工業高等専門学校）、松下電器産業 九津見洋氏、三菱総合研究所 寺邊正大博士、京都大学大学院 平岡敏洋氏、半田久志博士（現在 岡山大学）をはじめとする諸先輩方、京都大学樫木研究室と片井研究室の諸兄には、筆者が学部生として在籍した時代から筆者の研究に対して多大な御教示、御助言を賜りました。ここに深く感謝いたします。

さらに、Trinity College W.M.Mace 教授、US Einstein Institute Robert E.Shaw 博士には、御論文を拝読したことが筆者が本研究に取り組む契機であった。昨年にお会いして以来、貴重な御時間を割いて筆者の研究内容を親身に聞いてくださり、懇切丁寧な御助言、御激励をいただいた。生態学的心理学研究の祖である J.Gibson に直接師事された偉大な先生方から頂戴した御助言は、筆者が本論文を生態学的心理学の観点からとりまとめるにあたって不動の自信となりました。ここに深甚なる感謝の意を表します。

最後に、本研究をまとめるにあたり寛大なる心をもって惜しみない援助と理解で支えてくれた妻 雅美と娘 菜乃に心を込めて感謝を捧げます。

序文

本論文は、人間中心設計の立場から、特に熟練技能継承を支援する人間-機械協調系の設計について書かれたものである。具体的には、機械学習手法の一つとして知られる学習分類子システム (Learning Classifier System) を、1) 個体学習、2) 対話学習、3) 組織学習、という異なる3つの学習手法によって使い分け、熟練技能継承に対する3つの視点、1) 人から機械への継承、2) 人から人への継承、3) 組織の中での継承、それぞれに対応する技術的な課題を構成主義的に明らかにする。

特に、3つの視点に共通した認知科学研究の成果を環境との相互依存関係の重要性を説いた生態学的心理学の立場から一本化することにより、従来の認知科学的な知識観・技能観に基づいたシステム設計との立場の差異を明らかにする。また、技能継承があらゆる環境との対話構造の一つとして説明し得ることについて、本論文を通じて言及する。本論文は全6章からなり、構成は以下の通りである。

第1章は序論である。ものづくり現場における熟練技能継承の要請と、人間-機械協調系設計における自動化の功罪について概説する。これらの背景から、本研究の目的と位置づけ、意義について言及し、本論文の構成をまとめる。

第2章においては、1) 人から機械への継承、2) 人から人への継承、3) 組織の中での継承、という3つの視点それぞれにおいて、知識・技能継承という課題に取り組む先行研究を概観しながら、背景にある認知科学的な知識観・技能観の変遷を明らかにする。

特に技能というものが熟練者や環境から切り離すことができるとする伝統的な個体能力主義の知識観・技能観を払拭するため、行為主体と環境との相互依存性から技能を位置づける生態学的心理学の立場に注目する。また、本論文において機械側の学習エンジンとして採用した学習分類子システム (LCS) についてその概要を示し、以降の章との関連について整理する。

第3章では、1) 人から機械への継承、すなわち機械側の技能の学習という構図において、技能が行為主体や環境から切り離すことができるとする暗黙の前提を払拭し、生態学的心理学で示唆されるような行為主体と環境との相互依存関係に支えられていることについて、学習分類子システム (LCS) を個体学習手法として用いた計算機シミュレーションによって明らかにする。

具体的には、自律移動体の注視点獲得に関する計算機シミュレーションを、熟練者が対象を知覚する上で環境のどこに注目するかその手がかり獲得の技能であるとみなし、その獲得過程が設計者の意図付けとは別に、「環境にナビゲートされる」ように自己組織的に方向付けられることを示す。また、そのような環境からのナビゲーションを逆に利用することで、行為主体への教示手法の一つとして利用できる可能性についても言及する。

第4章では、2) 人から人への継承、という構図において、行為主体と環境との関係から切り離れた手がかりを継承者に押し付けるような教授法ではなく、熟練者と継承者が共同して手がかりを見つけていくような共同作業の場面とみなす新たな技能継承支援を実現するため、学習分類子シ

システム (LCS) を対話学習手法として導入した人間-機械協調系を設計する。

具体的には、画像センサのメンテナンスエンジニアの技能継承に着目し、徒弟制度的技能継承過程がもつ機能のうち、継承者の能動的実践を支援するための対話型技能継承支援システムを試作する。

第5章では、3) 組織の中での継承，という構図において、従来では個人の学習の延長線上でしか捉えてこなかった技能継承分析の視点に対して、認知的徒弟制度など継承者の能動的学習を支える社会的動態に注目した社会的学習過程に関する認知科学研究の知見に注目する。しかし、社会的学習過程における認知メカニズムをモデル化した機械学習エンジンはこれまでに提案されていないことから、本章において学習分類子システム (LCS) を組織学習手法として用いる際に拡張する。

具体的には、社会的学習過程を実現するような認知モデルとして、学習分類システムを二重性を備えた学習エンジンとして拡張した**双参照モデル**を提案し、社会的学習過程の計算機科学的表現の可能性を探る。

第6章は本論文の結言である。熟練技能継承に関する3つの視点について、それぞれ異なった学習戦略から学習分類子システムを適用することで得られた設計指針について議論をまとめる。最後に今後の課題に言及して、本論文の結びとする。

目次

第1章 序章	1
1.1 ものづくり現場からの熟練技能継承の要請	1
1.2 人間-機械協調系における自動化の功罪	2
1.3 本論文の目的と意義	3
1.4 本論文の構成	3
第2章 熟練技能継承のための3つの視点	5
2.1 緒言	5
2.2 熟練技能継承のための3つの視点	5
2.3 いかにして技能を抽出するか	7
2.3.1 知識ベース型問題解決支援システムと自動化	7
2.3.2 個体能力主義と相互依存主義	8
2.3.3 インタフェースデザインにおける生態学的アプローチ	10
2.3.4 生態学的アプローチのためのレンズモデル	10
2.4 いかにして技能を伝えるか	11
2.4.1 計算機支援教育システムにおける知識観	12
2.4.2 インタラクションとしての知識継承	12
2.4.3 環境型教育支援システム	14
2.4.4 個体能力主義的な学習者モデル	14
2.4.5 レンズモデルからみた相互依存主義的な学習者モデル	15
2.5 いかにして熟練者組織の成員となるか	16
2.5.1 組織の中での技能獲得	16
2.5.2 協調学習/共同作業支援	17
2.5.3 社会構成主義と学習者モデル	19
2.5.4 レンズモデルからみた行為基準の摺り合わせ	19
2.6 人間-機械協調系における機械の学習	20
2.6.1 機械学習の分類	20
2.6.2 一般的な分類子学習器	22
2.6.3 逐次意思決定作業における学習分類子システムの適用	23
2.6.4 熟練技能継承を支える3つの視点と学習分類子システム	25
2.7 結言	27

第3章	環境からの制約に導かれる技能創成過程	29
3.1	緒言	29
3.2	生態学的アプローチからみた熟練技能の整理	29
3.2.1	主体-環境関係からみた熟練技能	29
3.2.2	技能をささえる知覚-行為循環	31
3.2.3	個体学習手法に基づく学習分類子システムの導入	31
3.2.4	関連研究	32
3.3	手がかり集合獲得過程のシミュレーション	32
3.3.1	注視点獲得過程における知覚と行為の相互依存	32
3.3.2	シミュレーションの設定	33
3.3.3	知覚-行為規則群の獲得と進化型計算	33
3.4	環境からの制約に導かれる注視点創成過程	36
3.4.1	機械学習研究との視点の差異	36
3.4.2	環境知覚と行為の組織化	37
3.4.3	環境からの制約に導かれる注視点	38
3.4.4	必然としての注視点遷移	39
3.5	学習を方向づける教示戦略に関する考察	41
3.5.1	環境提示順序による教示法	41
3.5.2	前学習の教材としての環境	43
3.5.3	行為の分化と多様性の維持	43
3.6	結言	45
第4章	対話型技能継承支援システムの設計	47
4.1	緒言	47
4.2	現場での技能継承	48
4.2.1	保全作業における技能継承	48
4.2.2	画像センサのパラメータチューニング	48
4.2.3	技能抽出の難しさ	49
4.2.4	実践的取り組みの必要性	50
4.3	生態学的アプローチからみた熟練技能継承の整理	50
4.3.1	相互依存主義的な熟練技能継承	51
4.3.2	異なる二つの相互作用過程	51
4.3.3	対話学習手法に基づく学習分類子システムの導入	52
4.3.4	関連研究	54
4.4	対話型技能継承支援システムの設計	55
4.4.1	システムの概観	55
4.4.2	対話型進化計算手法	55
4.4.3	表情変化の提示部	56
4.4.4	学習の終了条件	57
4.4.5	学習ルールの一般化	58

4.5	実験1：熟練者と未熟練者の相違点	59
4.5.1	二人の被験者と検査対象	59
4.5.2	システムを介したチューニング作業の実践	60
4.5.3	一般化された技能	61
4.5.4	判断の一貫性-consistency	62
4.5.5	判断の整合性-cognitive control	63
4.6	実験2：未熟練者への技能継承	64
4.6.1	システムを介した技能継承の実践	64
4.6.2	技能継承の効果	65
4.6.3	ユーザの使用感	65
4.7	結言	66
第5章	組織における社会的学習過程の計算論的モデル構築	69
5.1	緒言	69
5.2	生態学的アプローチからみた熟練技能継承のための組織	70
5.2.1	複数の判断主体に位置づけられる技能継承	70
5.2.2	社会的学習過程としての徒弟制度	70
5.2.3	組織学習手法に基づく学習分類子システムの導入	71
5.2.4	関連研究	72
5.3	双参照モデルの実装	72
5.3.1	組織としての実践共同体	72
5.3.2	二つの作業仮説	73
5.3.3	社会参照系の設計	74
5.3.4	自己参照系の設計	75
5.4	実験：社会的学習過程と共有資源の競合	76
5.4.1	行為基準空間の設定	77
5.4.2	資源競合度に対する感度と近接度の定義	78
5.4.3	共有資源の競合と行為基準の棲み分け	79
5.4.4	組織への中途参加と行為基準の摺り合わせ	81
5.5	考察—関連研究との対比	82
5.5.1	学習の二重性	83
5.5.2	評価関数の自律生成	84
5.5.3	環境探索と経験活用の均衡	85
5.6	結言	87
第6章	まとめ	89
	参考文献	91
	本論文に関する研究業績	105

目 次

2.1	ナレッジマネジメントを捉える 3 つの視点	8
2.2	E.Brunswik のレンズモデル	11
2.3	C.Shannon の情報処理モデルと知識継承	13
2.4	異なる二者の判断主体に拡張された triple system design	16
2.5	組織学習の要素還元分析	17
2.6	多数の判断主体に拡張された n-system design	20
2.7	機械学習の分類と LCS の位置づけ	22
2.8	J.Holland の分類子システム (文献 [70])	23
2.9	ミシガンアプローチとピッツアプローチの適用 (文献 [59])	24
2.10	SAMUEL で用いられた逐次意思決定ルールの例 (文献 [55])	25
2.11	SAMUEL における子ルールセット生成の例 (文献 [55])	26
2.12	熟練技能継承に対する 3 つの視点と対応する 3 つの LCS	27
3.1	Double system design から見た M.Polanyi の探り杖	30
3.2	自律移動体の行動規則の連鎖	34
3.3	シミュレーション環境とシステムフロー	34
3.4	遺伝的操作のフロー	35
3.5	目標としての通路環境	36
3.6	自律移動体の注視点の遷移	37
3.7	各レイヤにおける注視頻度の積算	38
3.8	行為のレパートリに依拠した注視先の分化 (第 4 レイヤ)	39
3.9	学習に伴う注視先の変化	40
3.10	センサ長さを制限された自律移動体のデッドロック状態の例	41
3.11	分化に失敗した注視先の例 (センサ長さが制限された場合の第 4 レイヤ)	42
3.12	教示環境として用意された異なる 3 つの通路環境	42
3.13	教示環境の前学習における成功率の変化	43
3.14	教示環境 (b) を前学習した場合の目標環境における注視先の分化 (第 4 レイヤ)	44
3.15	教示環境 (c) を前学習した場合の目標環境における注視先の分化 (第 4 レイヤ)	45
4.1	対象となるセンサチューニング作業	48
4.2	不良品検出の事例: IC ピンの折れ	49
4.3	異なる二者の判断主体に拡張された triple system design	51
4.4	Triple system design に基づく技能継承プロセスの理解	53

4.5	チューニング作業における判断のステップ	54
4.6	開発した対話型技能継承支援システムの概観	55
4.7	システムが提示可能なオペレーションの例	56
4.8	ILCS のシステムフロー	56
4.9	表情提示部の遷移モデル	57
4.10	学習の終了条件：重心距離と境界距離の定義	58
4.11	ID3 によるルール一般化の効果	59
4.12	3つの検査対象	60
4.13	オペレーションの提案信頼度（上）とユーザとのオペレーション選択の相違（下）	61
4.14	開発した支援システムを介した技能継承の効果	62
4.15	提案信頼度の推移（熟練者と未熟練者）	63
4.16	技能継承による学習ルールの改善	65
5.1	多数の判断主体に拡張された n-system design	70
5.2	シミュレーション上の実践共同体の例	73
5.3	双参照モデルのアーキテクチャ	74
5.4	行為基準空間の設定とマッピング	77
5.5	行為基準空間における棲み分け	78
5.6	資源競合度が高い環境下での近接度相関	79
5.7	資源競合度が低い環境下での近接度相関	80
5.8	組織への中途参加と社会的ニッチの獲得	82
5.9	組織への中途参加と近接度の遷移	82
5.10	物理空間を介した間接的相互作用による行為基準の棲み分け	86

表 目 次

2.1	異なる心理学の立場	9
2.2	学習観の差異と知的 CAI のタイプ	14
2.3	共同作業支援システムの分類	18
2.4	ミシガンアプローチとピッツアプローチの差異	23
4.1	ILCS のルールとレンズモデルにおける変数との対応	54
4.2	判断の一貫性に着目した熟練者と未熟練者との差異	63
4.3	判断の整合性に着目した熟練者と未熟練者との差異	63

第1章 序章

1.1 ものづくり現場からの熟練技能継承の要請

現在、熟練技能者の高齢化や定年に伴う技能労働者不足，出生率の低下に伴う構造的な人材不足から熟練技能の次世代への継承がうまく進んでおらず，日本の高度経済成長期を支えてきたものづくり国家としての基盤が揺るがされつつある。コスト至上主義の下，工場の海外移転やアウトソーシングが繰り返されて生産技術の空洞化が進み，結果としてもものづくりの基盤全体が弱体化していった。

これに対して，ものづくりにおける属人的な技能など，現場で生まれたあらゆる知を包括的に組織知として取り込んでいくために，ものづくりのナレッジマネジメントに注目が集まっている [65]。ナレッジマネジメントとは，企業永存の価値を高めるビジネス戦略の一つとして，知識工学や人工知能の技術を駆使した総合的なナレッジの創造・共有・再利用の手法である [112][113]。ナレッジマネジメントの主な取り組みを要約するとすれば，以心伝心的にしか伝えることのできない暗黙知を，ただそのままに放置するのではなく，単純に記述・表現可能なものから極力形式知へと転換していくことである。現在，ものづくりの現場で試みられているナレッジマネジメントは，1) 可能な限り暗黙知を形式知へと転換する技能のデジタル化，2) デジタル化できない技能についてはこれを諦めてアナログ情報のまま共有，そして3) これら技能継承を支える評価・教育体制の充実，の3つの視点に大別することができる [65][145]。

1. 技能やノウハウのデジタル化（人から機械への継承）
2. アナログ情報での技能の共有と流通の仕組み（人から人への継承）
3. 技能者の評価・教育体制の充実（組織の中での継承）

言うまでもなく，熟練技能の中にはデータや機械に置き換えられる部分もある。しかし，まだ機械が追いつかない分野，機械で代替するとコスト高になる作業，あるいはあえて機械へ代替しないことが重要である場合など，熟練技能継承と機械の完全自動化を取り巻く状況は極めて複雑である。

また，機械の高機能化が熟練者からその立場を奪ってしまうのではないかといった懸念は，熟練者の技能を過小に評価しているに過ぎない。熟練技能が，その道具によって自らの働きを拡大すると同時に，これを身体の一部と化すことで道具そのものの機能をも最大限に引き出す相乗的で洗練された道具の使用法であることを踏まえれば，機械の高機能化に対しては熟練者はさらなる技能を創造的に生み出すであろう。いかに機械が高機能化しようとも，その系から人間を排除することはできず，常に人間－機械協調系として捉えていくべきである。

1.2 人間-機械協調系における自動化の功罪

高度経済成長期には、大量生産・大量消費によって回収できた大掛かりな自動化設備投資も、消費者ニーズの変化が早い現代では、過剰な中間在庫の存在が経営を圧迫してしまい、その回収が難しい。直線的なトランスファ・ラインに沿って何人もの技術者がただ与えられた工程をこなすだけの従来の分業はすでに時代遅れの感がある。たとえばU字ラインや一人屋台生産方式、セル生産方式など個々の技術者の能動性と潜入（コミットメント）を、より前面に押し出すことで多品種少量生産、生産リードタイムの短縮といったローコストオートメーションの潮流がもたらす新たな価値基準に対応していかなければならない。

しかし自動化の功罪を問う場合に、より積極的な意味において次に示す2つの問題に注目しておかなければならない。第一に熟練技能がもつ個別性への配慮である。熟練技能においては、百者百様といわれるほどにその姿は個別的で多様である。このような個別性は、従来の効率至上主義の分業体制下においては、我流や邪道などと呼ばれ、自動化による合理的で優れたパフォーマンスを妨げる外乱として理解されてきた [1][167]。しかし、一見すると無駄とも思える個別的な技能の多様性は、単に師匠から受け継いだままの固定的な技能としてではなく、弟子独自の創意工夫によりその技能自身の質を高め、結果として技能の先進性を保つ重要な働きに繋がることが期待されている [145]。現在、どの企業にも、機械化できずに人手に頼る技能が少なからず残されているが、むしろこのような技術化できない技能を多く持つ企業こそ、創造性豊かな企業として強い競争力を発揮し続けることができる。これに対して盲目的な自動化を押し進めることは、第一にその技能を規格化し、固定的にデータベース化してしまうため、個別性が失われてしまうことは容易に想像される。

第二に、自動化が熟練技能者の能動性を奪ってしまうことへの懸念がある。先進的な技術により分業化・細分化された作業は、全体の見通しを奪い、高機能化された機械はそのプロセスを不透明に隠す。開発期間の短縮や過度のコスト削減要求といった外的な制約に最適化するあまり、ラインの中で働く技能労働者はますます孤立させられてきた。新しい製造ラインの立ち上げでは、ラインの上流から下流まで幅広く見渡せる熟練技能者を抱える工場ほど、短期間で立ち上げを実現できることが報告されており、「見えない関係性」、すなわち工場内で人間同士が集団として、あるいは機械も含めた一つの組織として相互作用の中から新たな知識を創造していくプロセスを守っている工場や企業ほど環境や状況の変化に対して頑健に対応することができる。

盲目的に効率性・完全性といった従来の工学的基準に従い、機械の側に傾倒した自動化を推進することは技術中心自動化設計（Technology-Centered Automation）と呼ばれ、熟練者の持つ個別性・能動性を押し込めてしまい、結果として企業全体の競争力を奪いかねないことが危惧されている。個別性・能動性といったファクターは、ともすれば効率性・完全性に反する悪属性かのごとく扱われることが多く見受けられるが、創造性・多様性といった新たな価値創造の場面で、また絶えざる変化の流れにもものづくりの現場そのものが応え続ける上では大きな位置を占め、見過ごすことはできない。そういった技術中心の自動化設計に警鐘を鳴らし、人間が持つ個別性・能動性をいかに系全体の調和に生かせるか再認識させる新たな設計パラダイムとして人間中心自動化設計（Human-Centered Automation）が注目を集めている。

これら人間中心という設計指針そのものは自動化に限らず、広く人工物設計一般にも広がる潮流

である¹。ユーザにとって難しい作業をより平易で単純な作業へと転換させる D.Norman のユーザ中心デザイン [114] や、ユーザと人工物との関係性に着目しながらユーザをデザインプロセスそのものに引き込む E.Sanders のユーザ巻込型デザイン [139][140] など、人工物設計の分野においては認知科学研究の知見との調和を実現させてきた先行研究が知られる。そこで人間-機械協調系研究においても、人間が持つ個別性・能動性を単なる外乱として排除してきた技術中心の設計原理を改め、認知科学研究の最新の知見を生かした設計原理の台頭が望まれる。

1.3 本論文の目的と意義

本論文の目的は、人間中心設計の立場から、特に熟練技能継承を支援する人間-機械協調系の設計指針を得ることである。

具体的には、まず機械学習手法の一つとして知られる学習分類子システム (Learning Classifier System) を機械側の学習エンジンとして位置づける。次に、1) 個体学習, 2) 対話学習, 3) 組織学習, という異なる3つの学習手法によって学習分類子システムを使い分けることで、熟練技能継承に対する3つの視点, 1) 人から機械への継承, 2) 人から人への継承, 3) 組織の中での継承, それぞれに対応する技術的な課題を構成主義的に明らかにする。

特に、3つの視点に対して、最新の認知科学研究につながる生態学的心理学の立場から一本化することにより、従来の認知科学的な知識観・技能観に基づいたシステム設計との立場の差異を明らかにする。

1.4 本論文の構成

本論文は全6章より構成されている。本章は、これまでに研究の背景、目的と意義について触れてきたが、以下、次章以降についての構成を簡潔にまとめておく。

第2章においては、1) 人から機械への継承, 2) 人から人への継承, 3) 組織の中での継承, という3つの視点それぞれにおいて、知識・技能継承という課題に取り組む先行研究を概観しながら、背景にある認知科学的な知識観・技能観の変遷を明らかにする。

特に技能というものが熟練者や環境から切り離すことができるとする伝統的な個体能力主義の知識観・技能観を払拭するため、行為主体と環境との相互依存性から技能を位置づける生態学的心理学の立場に注目する。また、本論文において機械側の学習エンジンとして採用した学習分類子システム (LCS) についてその概要を示し、以降の章との関連について整理する。

第3章では、1) 人から機械への継承, すなわち機械側の技能の学習という構図において、技能が行為主体や環境から切り離すことができるとする暗黙の前提を払拭し、生態学的心理学で示唆されるような行為主体と環境との相互依存関係に支えられていることについて、学習分類子システム (LCS) を個体学習手法として用いた計算機シミュレーションによって明らかにする。

具体的には、熟練者が対象を覚える上で環境のどこに注目するかその手がかり集合の獲得過程を、自律移動体の注視点獲得に関する計算機シミュレーションによって模擬し、その獲得過程が設

¹ユーザビリティを重視した製品開発手法に関する国際規格 ISO13407 (インタラクティブ・システムに対する人間中心設計: 1999年6月) が制定されるなど国際的な関心の高まりが窺える。

計者の意図付けとは別に、「環境にナビゲートされる」ように自己組織的に方向付けられることを示す。また、そのような環境からのナビゲーションを逆に利用することで、行為主体への教示手法の一つとして利用できる可能性についても言及する。

第4章では、2) 人から人への継承，という構図において，行為主体と環境との関係から切り離れた手がかり集合を継承者に押し付けるような教授法ではなく，熟練者と継承者とが共同して手がかりを見つけていくような共同作業の場面とみなす新たな技能継承支援を実現するため，学習分類子システム（LCS）を対話学習手法として導入した人間-機械協調系を設計する。

具体的には，画像センサのメンテナンスエンジニアの技能継承に着目し，徒弟制度的技能継承過程がもつ機能のうち，継承者の能動的実践を支援するための対話型技能継承支援システムを試作する。

第5章では，3) 組織の中での継承，という構図において，従来では個人の学習の延長線上でしか捉えてこなかった技能継承分析の視点に対して，認知的徒弟制度など継承者の能動的学習を支える社会的動態に注目した社会的学習過程に関する認知科学研究の知見に注目する。しかし，社会的学習過程における認知メカニズムをモデル化した機械学習エンジンはこれまでに提案されていないことから，本章において学習分類子システム（LCS）を組織学習手法として用いる際に拡張する。

具体的には，社会的学習過程を実現するような認知モデルとして，学習分類子システムを二重性を備えた学習エンジンとして拡張した**双参照モデル**を提案し，社会的学習過程の計算機科学的表現の可能性を探る。

第6章は本論文の結言である。熟練技能継承に関する3つの視点について，それぞれ異なった学習手法から学習分類子システムを適用することで得られた設計指針について議論をまとめる。最後に今後の課題に言及して，本論文の結びとする。

第2章 熟練技能継承のための3つの視点

2000年9月、「ものづくり基盤技術基本計画 [81]」が策定され、特に各種製造業におけるものづくり基盤技術の研究開発とこれを担う人材育成が急務であることが明記された。また内閣総理大臣の私的諮問機関「ものづくり懇談会（座長：唐津一・東海大教授）」の提言をうけて経済産業省（旧通産省）の「デジタル・マイスター・プロジェクト [109]」がスタートするなど、熟練技能継承に対する社会的要請が急迫していることを窺わせる。しかし、熟練技能の中にはデータや機械に置き換えられる部分もあれば、以心伝心的に人間同士でなければ伝えられないような暗黙知もあり、熟練技能継承をとりまく課題はきわめて複雑に我々の前に立ちはだかる。

2.1 緒言

本章では、知識・技能継承という課題に取り組む先行研究を概説しながら、背景にある認知科学的な知識観・技能観の変遷を明らかにする。特に技能というものが熟練者や環境から切り離すことができるとする伝統的な個体能力主義の知識観・技能観を払拭するため、行為主体と環境との相互依存性から技能を位置づける生態学的心理学の立場に注目し、これに基づいた新たな人間-機械協調系設計の研究動向について整理する。また、機械側の学習エンジンとして本論文で採用する機械学習手法の一つである学習分類子システム（Learning Classifier System）についても概説する。

2.2 熟練技能継承のための3つの視点

ものづくりの現場で見られる熟練技能の中には、機械操作にまつわる技術など、実際の操作履歴を頼りにデータや機械に置き換えられる部分もある。しかし、まだ機械が追いつかない属人的で以心伝心的な暗黙知については、暗黙知のままに人同士で共有を図らなければならない。そこで、ものづくり現場での実際の取り組みを、1) 可能な限り暗黙知を形式知へと転換する技能のデジタル化、2) デジタル化できない技能についてはこれを諦めてアナログ情報のまま共有、そして3) これら技能継承を支える評価・教育体制の充実、に大別した3つの視点 [65][145] を頼りに、熟練技能継承に関わる従来の人間-機械協調系研究に深く根ざしていた知識観・技能観の限界を指摘する。

技能やノウハウのデジタル化

技能の技術化とも言われ、最新のデジタル技術を駆使することで、ものづくり現場の熟練技能を機械システムに蓄積していく方法である。ここで「技術」という語彙は、一般に知識・方法・手

段のように客観的・普遍的に体系化された記述であり、属人的で言語化・定式化困難な「技能」とは区別して用いることとする [110]. たとえば、「この製品を調べるときには、光を強めにあてて影をなくさないといけない」、「素材によって回転数や温度を変えなければならないが、この素材では120rpmの摂氏42度が必要だ」、といった熟練者が語った経験則をできる限り数量化・定式化する手段である。もちろんすべての技能が語りつくされるはずもないが、可能な限り語られた言葉を頼りに、あるいは実際の機械操作の履歴などを頼りに定式化を図る。経済産業省の「デジタル・マイスター・プロジェクト」など、このアプローチに分類される多くの技術化研究では、記述されたノウハウ¹を設計システムや工作機器などに実装することを志向しており、言わば1) 人から機械への継承を狙った研究アプローチと言える [109][121][141].

このようなアプローチが、熟練技能研究の大半を占めていることは事実であるが、その前に、いかにして熟練者から技能を抽出するかという課題が立ちふさがる。M. Polanyi が指摘するように、技能表現の詳細化は困難で多くのシステム研究者を悩ませてきている [129]. そこで2.3節においては、熟練者からの技能抽出に関するシステム研究の先行例について概観しながら、その背景に深く根ざす伝統的な個体能力主義の知識観・技能観の限界を指摘し、これに代わる新たな知識観・技能観としての生態学的心理学アプローチについて概説する。

アナログ情報での技能の共有と流通の仕組み

もちろんすべての技能を技術化できるとは限らない。「技術」化可能な技能については、先に述べたような方法で人から機械への継承を実現すればよい。しかしそれ以外、形式化困難な技能についてはむしろ2) 人から人への継承を促すような方法が求められる。技能のデジタル技術化のあるところであきらめ、むしろアナログ情報はアナログ情報のまま、人から人へ継承することを主眼に置き、その媒介としてのメディア情報技術の精錬に研究の焦点を置くものである。例えば、技術者が気軽に問い合わせできるような社内ポータルサイトの構築や、誰がどんな専門知識を持っているかを検索できるような know-who データベース構築の試みがこれにあたる [182]. また、徒弟制度と呼ばれる師匠－弟子間関係における技能継承が、長年にわたり様々な伝統技能・芸能の分野で採用されてきたことは周知の事実である。

しかし、ここで人から人への継承についても、いかにして継承者に技能を伝えるかという課題が浮かぶ。安易に二人の人間が対面するだけでそこに技能の継承が実現されるほど単純ではない。そこで、2.4節では、現行の知識・技能継承支援システムの一つとしてコンピュータ支援教育システム (Computer-Aided Instruction System) を例に挙げ、このような知識・技能継承における取り組みに伝統的な個体能力主義の知識観・技能観が深く根ざしていることを指摘し、インタラクティブな共同作業が技能継承の現場において重要であることを指摘する。

技能者の評価・教育体制の充実

重要な技能の継承と言えども、これまで現場の場当たりの継承に任されていた感は否めない。人から人へ、徒弟制度のような継承の構図を持っていたとしても、それが体系化された制度として

¹ ノウハウやコツが「技能」か「技術」か、を区別するのは難しいが、ここで用いた「記述されたノウハウ」という表現はむしろ「技術」に近い。

見直される機会は稀で、現場の裁量（悪く言えば場当たりのな）に任されている感が強い。ここでは、全社的な評価制度など3) 組織の中での継承によるナレッジマネジメントの一例を挙げる。たとえば「マイスター制度」などの導入により、熟練技能者の立場を組織として評価することで、熟練技能者に誇りと同時に「技能を教える役割や責任」を強く認識させると同時に、継承者の側にも「自社にとって重要な技能を継承する立場」にいることの誇りと責任を植えつける効果がある。ここで技能とは、単に物理的・生理的な機械操作の習熟のみを意味するのではなく、自らが参加する実践共同体において成員としての適切な行為基準を獲得していくこと、すなわち共同体におけるアイデンティティの獲得と無関係ではない。

また、継承のプロセス自身も OF-JT のように現場から切り離された受動的な技能体験の場ではその継承効果に限界があることが指摘されており、実際に技能が使われている現場（実践共同体）へ積極的に参加していきながら、その共同体の中で通俗する価値観（行為基準）を獲得することこそが熟練のプロセスであると捉えられている。ここで重視されるのは、技能の継承／獲得が個人に閉じた学習としてではなく、周囲の他者に開かれた社会的学習過程であり、いかにして継承者が熟練者組織の成員となるかである。2.5 節では、このように組織の中での技能獲得を支援するシステム研究を概観しながら、社会的学習過程を取り入れた新たな認知科学的な知識・技能観について概説する。

以上、ものづくり現場におけるナレッジマネジメントとして知られる3つの視点について概説した。これらナレッジマネジメントを捉える3つの視点に関する概念図を図2.1に、また次節以降、2.3 節では「いかにして熟練者から技能を抽出するか（人から機械への継承）」、2.5 節では「いかにして継承者に技能を伝えるか（人から人への継承）」について、そして2.4 節において「いかにして継承者が熟練者組織の成員となるか（組織の中での継承）」について、それぞれ詳細に議論する。

2.3 いかにして技能を抽出するか

2.3.1 知識ベース型問題解決支援システムと自動化

熟練に関するシステム研究として、必ずと言っていいほど引き合いにだされるものとして1970年代から80年代にかけて一大ブームとなったエキスパートシステムが挙げられる。専門家（エキスパート）と同等の能力をもつことを目標に、問題領域の専門知識を利用して推論を行うことで、専門的に高度な知的問題解決を行うシステムのことを総称してそう呼んでいた[10][27][34][52][169][185]。

エキスパートシステムは主に、医療診断の場面で専門家に代わって非専門家の作業を支援したり、生産システムの設計／計画などの場面で生産性や品質を高めるよう専門家自身の作業支援を行うシステムとして知られる。専門家から獲得された領域固有知識を用いることから、この点を強調して知識型エキスパートシステムと呼ばれることもあり、高度の専門知識とこれを構造的に利用する推論とからエキスパートの判断が構成されていると仮定することで、知識ベース構築と推論エンジン開発とを切り離し、個別に研究する機会を提供した。この専門家からいかに知識を抽出し、いかに構造化するかについては学習支援システム／知識獲得支援システムと呼ばれる研究がある²。

²ここで「学習支援」とは、人間の継承者側の学習のことではなく、あくまでも機械の側がいかに領域知識を獲得するか



図 2.1: ナレッジマネジメントを捉える3つの視点

事実間の関係が明らかでなくとも観測例が十分あるような患者の症状や診断結果などは、データを統計的に解析することによって専門知識を獲得できることから、帰納推論によって知識獲得を実現する。たとえば、RX プロジェクト [27] や SEEK2 [52] などは、人間が過去の経験から部分的に知識を獲得するのと同様の知識獲得手法を採用したシステムである。他方、事実間の相関関係が初めから明らかである場合には、エキスパートシステムの設計者、すなわち対象領域ではなく知識工学の専門家の側が構造化して知識獲得を図る。たとえば、電力分野で機械による知識の獲得を目的とした吉澤らの研究 [185] や知識獲得支援システム (EPSIRON) [169] などが知られる。

しかし、ここで知識工学の専門家の頭を悩ませたのが、対象領域の専門家から知識を抽出する段階である。専門家自身が領域知識を構造的に自覚していなかったり、それが膨大な量であるため抽出作業そのものが破綻してしまうなど、エキスパートシステムの成功を一部に限定してしまう大きな要因として認識されるに至った。ここでの大きな問題は、知識を所有していた熟練者やそれが発揮される実際の状況から知識そのものを切り離すことができず、これをエレクトロニクス技術により機械の中に完全に引き渡すことができることを信じて疑わなかった点にある。

2.3.2 個体能力主義と相互依存主義

このような従来の知識観・技能観には、認知を頭の中における記号処理とみなし、人間とコンピュータを情報処理の装置として同格に扱おうとする認知科学の伝統的なパラダイム [72][115][142] が深く根ざしていることを意味する。人工知能研究を筆頭とする従来の認知科学研究の多くがこのパラダイムに立ち、この処理過程に現れる記号の組み合わせとして知識が表現される限り、知識

を指していることに留意する必要がある

というものは明確に記述できるものと仮定していた。

そこでは個体と環境との接点を感覚器官が受容する刺激そのものに求めるため、生理学的、物理学的に記述できるエネルギーとしての刺激が、知覚世界の価値や意味を独立して保持していると考えられた。この刺激に媒介される図式で、生物と環境との関係を静的に、そして間接的に捉えるため、認知は活動や状況から分離可能なプロセスであって、個体内部においてのみ整合性や完全性を追及できるとする個体能力主義へとつながる [16]。このようなパラダイムに従う限り、教育や知識継承もまた、「専門家から素人へこの取り出された知識の単なる伝達」、という安易な発想が生まれてしまう。

L.Crooks との共同研究 [48] を通じて、認知実験のための特殊な実験室環境における問題から、「人々はどのようにして自動車を運転できるようになるのか」といった知覚的熟練 (perceptual proficiency) を伴う日常的問題に関心を移していた J.Gibson は、アフォーダンス概念を提案することで実践的な場面における知覚の外界合致性の成立条件を解明し、従来の知覚理論・知識観を払拭する大きなパラダイムシフトを提供した [49]。一連の視覚研究をもとに、刺激と環境との関係が存在して豊富な集合を形成しているとの考えを示し、「環境の様々な特徴が、移動やその他の実際に応用される知覚-運動技能に関してそもそも有益な価値・意味を持っている」ものとして J.Gibson によって作られた造語である。アフォーダンスは、環境の幾何学的構造や組成特徴と関連してはいるが、環境に固有でも独立でもない。環境の特性でありながら行為主体の構造的、機能的特徴とも相互依存的に関係しているが、あくまで主観的でも、欲求に随伴するわけでもない。空腹であろうがなかろうが、リンゴのアフォーダンスがわれわれに「食べられる」という機会として存在するように、常に行為主体と環境の間の相互作用の可能性として存在し、それらに間に定義される関係である。

J.Gibson のこうした実在を力動的なものと捉える考え方は、C.Darwin の進化論によって**進化と適応**という新たな概念が心理学に導入されたことと機を同じくする。秩序や不変の知覚が、不変で互いに独立した個物の中にはなく、変形し相互に依存しあう個物の間にこそ見出されるとする相互依存主義的な生態学の視点を基にしていることから、J.Gibson のアプローチは**生態学的心理学**アプローチと呼ばれる。これに関わる重要な物理的環境の特徴について系統的な研究をはじめた J.Gibson は主に視知覚を実験の対象としていたが、その著書、『知覚系として捉えられる諸感覚』 [51] において、「環境」・「知覚系」・「刺激作用に関する生態学」という三つの重要な概念から知覚系全体を統合的に扱う議論を展開した。表 2.1 に、生態学的心理学と従来の個体能力主義的な認知心理学との視点の差異を簡潔にまとめる。

生態学的心理学	個体能力主義的な認知心理学
環境と行為主体とは相互に依存し合う 文脈や環境の記述を重視する 客観的なシステムの視点を導入	環境と行為主体とは切り分けられる 環境からの影響は極力最小化する 行為主体の心理的視点を導入

表 2.1: 異なる心理学の立場

2.3.3 インタフェースデザインにおける生態学的アプローチ

生態学的心理学の台頭により、人間-機械協調系設計にも新たな研究の流れが生まれた。生態学的アプローチと呼ばれるインタフェースデザイン研究は、生態学的心理学の考えに沿ってヒューマンインタフェースを設計する考え方であり、行為主体と環境とのカップリングを重視して、どちらか一方に傾倒して研究するのではなく、解析の基本単位として人間-機械系を位置づける新たなシステム論的視点をわれわれに要請する [44][175]。

生態学的アプローチに基づいたインタフェース研究として、K.Vicente らの EID (Ecological Interface Design) が知られる [176]。EID の設計要件としては、1) 制御すべき内部機能に直接関係したシンボルに基づいていなければならないこと、そして、2) シンボルの表象の時空間的構成を直接操作できるようにシンボルや構造を選ばねばならないこと、が挙げられる。対象領域の物理プロセスにおけるプロセス変数間の依存関係と人間に対して表示されるオブジェクト部品間の幾何学的制約の間での同型性を活用することで、人間に対してデータフィールドからの能動的で選択的な関係生成を支援するための工夫が凝らされている。通常われわれが利用するインタフェースの多くでは、システムの挙動を説明する変数間の依存関係を把握することが難しく、直感的でない。これに対して EID は、システムの挙動を適切に説明する重要な変数間の関係を幾何学的制約を利用してインタフェース表示するため、ユーザにとっての可読性が高いことで非常に評価されている。

しかし EID が採用した幾何学的制約を利用したインタフェースに倣った多くの生態学的アプローチでは、その表面的な構成ばかりが目され、あたかも直感的に特定の行動を誘引するための情報としてアフォーダンスをみなす誤解が少なからず見受けられる。この誤解を解かないまま、拙速に人間の挙動全般や熟練技能の説明へとアフォーダンス概念を拡張することは困難である。J.Gibson がそもそも、'知覚' を議論の対象としていたことに十分配慮し、その上で生態学的アプローチの重要な示唆に対する見直しが要請される。

2.3.4 生態学的アプローチのためのレンズモデル

認知を物理的・生理的な側面からのみでなく、より広く行為主体と環境との力動的な相互依存関係に注目し、生態学的な手法を J.Gibson が取り入れたきっかけに、E.Brunswik の機能主義心理学研究の方法論を挙げることができる [19]。E.Brunswik は、刺激や記号がそれ自身、大きな意味を固定的に持ち続けるとは見なさず、それら刺激や記号に付随すると思われていた価値や意味が行為主体と環境との相互依存関係の中で創発されるものと考えた。

E.Brunswik は、手がかり（近刺激）と環境（遠刺激）との関係について体系的・描写的な研究を行った先駆者であり、後の生態学的心理学の発展に大きく貢献した。E.Brunswik の提案でも特に重要な点は、環境と判断の関係を、その手がかりを中心とした対称構造によって説明し、「手がかりの生態学的妥当性」と「手がかり利用の妥当性」とを明確に区別したことである。このモデルは、とくに手がかりを中心として環境と判断を対称に位置づけることから **レンズモデル** と呼ばれている (図 2.2)。前者は、行為主体にとって手がかり (cues) と環境の基準 (criteria) との関係が実際にどの程度強く特定されるか、その潜在的な妥当性 (ecological validity) を指している。後者は、その手がかりがどれほど行為主体の認知判断 (judgment) にとって有効であるか、その個別の妥当性 (cue utilization validity) を指している。E.Brunswik はこの分類によって、人間の認知過

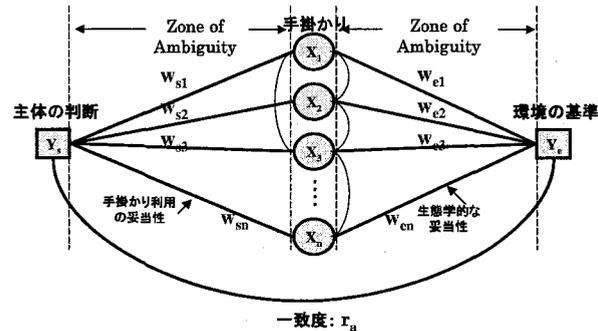


図 2.2: E. Brunswik のレンズモデル

程が個人ごとに異なって多義的であると言われる認知科学上の問題に一つの回答を示した [19] (レンズモデルの心理学的意義や展開例については [32] に詳しい)。

E. Brunswik が近刺激と遠刺激を区別するにあたって、それらの因果的連結同士の間に一義的対応がないことを強調したという点で、J. Gibson との間には見解の相違があったと言われている [94]。しかし、ここでの相違は概ね近刺激の解釈に依拠しており、行為主体と環境との相互依存関係についてその本質を疑うものではない。ここでの相違は、奥行きサインを指す言葉として、E. Boring らが整理した clue と cue との使い分けを用いれば容易に理解することができる [11]。E. Boring らによれば、論理的な導出過程に類する判断を暗に示しているものを clue、自動的・機械的な過程を指すものを cue として、それぞれ明確に使い分けることを提案している。この使い分けに従えば、E. Brunswik が用いている 'cue' という語彙は、むしろ clue と呼ぶほうが適切³であり、知覚を扱おうと cue という語彙を用いた J. Gibson との間で混乱を招いたとしても不思議はない。

E. Brunswik のレンズモデルは、人間の認知過程の個別性を明快に説明し、手がかり集合が行為主体と環境との相互依存関係の中に埋め込まれていることを簡潔に説明している。そこで本論文においては、E. Brunswik のレンズモデルと対応付けながら熟練技能に関連する事柄を整理する手法を本論文における生態学的アプローチと位置づけ、以降の章において説明モデルとして採用する。レンズモデルを採用することで、J. Gibson のアフォーダンス概念がもつ重要な示唆を、正しく熟練技能や技能継承過程の理解に採用できるものと考えられる。

特に第3章においては、人から機械への継承、すなわち機械の側の技能獲得を考える上で、J. Gibson の「環境にナビゲートされる」という概念の意味を生態学的アプローチから説明する。

2.4 いかにして技能を伝えるか

技能が行為主体と環境との相互に依存した関係の中に位置づけられることを踏まえれば、語り得ぬ技能を期待するままに語ることは困難である。たとえ技能の一部が語られたにせよ、これが実際にどのように継承者に伝わるのかについては、新たな課題として受け止める必要がある。

³本論文は E. Brunswik のモデルと整合するよう 'cue' という用語を採用するが、熟練的知覚よりもむしろ熟練的判断としての技能を研究の対象とするため、その意味としては 'clue' としての「手がかり」を想定している。

2.4.1 計算機支援教育システムにおける知識観

知識の継承／教育という場面に介在する機械としては、CAI (Computer Assisted Instruction, コンピュータ支援教育システム) がもっともよく知られる [120]。CAI とはコンピュータを有効活用した教育のことで、コンピュータの制御により緻密に、より学習者の個性や学力に適応した「フレーム」を提示して学習者に答えさせることを目指したシステムである。

もっとも古い CAI は 1955 年にアメリカで作られたものだが、その後はコンピュータの発展史に呼応するようにさまざまに形態を変えながら発展していった。大型計算機からパーソナルユース、そしてネットワークへとコンピュータの技術的革新の歴史がそのまま CAI 発展の歴史といっても過言ではなく、集合教育に対して個別学習の重要性が叫ばれた時代、CAI が提供する個別学習は学力低下に歯止めをかけ、一方で優秀な生徒はどんどんステップアップできると考えられてきた [120]。CAI の最大の関心は昔も今も学習効果の評価ではあるが、当時からコンピュータ教師を悲観的に見定めるよりも、コンピュータならではの特徴に目を向けることで肯定的にその技術革新の展開領域を広げていくべきとする考えが大勢を占めていた。

1970 年代、CAI 研究が行き詰まりを見せる中で、BBN 社 J. Carbonell の SCHOLAR [21] を皮切りに AI (人工知能) を取り込んだ知的 CAI の研究が始まる。当時、知的 CAI 開発の方向を決定づけたと言われ、教師から学習者への知識教授型システム ITS (Intelligent Tutoring Systems) の原型となった [18][26]。しかし機械的に学ぶような人間像を前提としていた AI 派の研究は、多様な学習の場面でみられてきた CAI 派の実践との間にできた溝を埋めることはできなかった。

特に、与えられたドリル型の問題に、与えられた選択肢の中から回答するという設定だけでは、どのように理解したのかというプロセスを精緻に見ることはできなかった。たとえ正答率が 90% まで伸びたとしても、それ以降は学習者の方が途中で馬鹿馬鹿しくなり、飽きてしまって正答率が下がってしまうなど、CAI 衰退の原因のひとつとなってしまった。個別学習という建前と裏腹に、その背景にある教育観が学習者に対して画一的な知識教授を図る教育方法だったことが問題で、これには人間の能動性を否定する B. Skinner らで知られる行動主義心理学に基づいていたためと考えられている。

2.4.2 インタラクションとしての知識継承

知識の継承／教育プロセスを教育者－学習者間コミュニケーションとして理解することは、伝統的な認知科学、記号主義的人工知能を前提とした知識観／教育観に深く根ざしている個体能力主義、間接的認識論を知る上で有益である。

コミュニケーションを数理的に解析しようと試みる研究の多くは、少なからず C. Shannon の情報処理モデルに基づいていた [149][150]。情報の送り手が、自ら持つ概念を記号へと翻訳 (エンコード) し、この記号がある媒体を介して受け手に伝わる。受け手の側は、この記号を変換機で元の概念へと再翻訳 (デコード) することで概念を再構築し、この一連のプロセスによってコミュニケーションが説明される (図 2.3(a))。送り手がコミュニケーションに先んじて明確な概念を持ち、そのすべてが明確に記号へと集約できるとみなすこのようなコミュニケーション観は、すべての情報処理操作に伴う意味を行為主体たる送り手や記号そのものに帰属させようとする個体能力主義の顕在である。そして、送り手と受け手の関係は忘れ去られ、記号を介した間接的なつながりのもとに

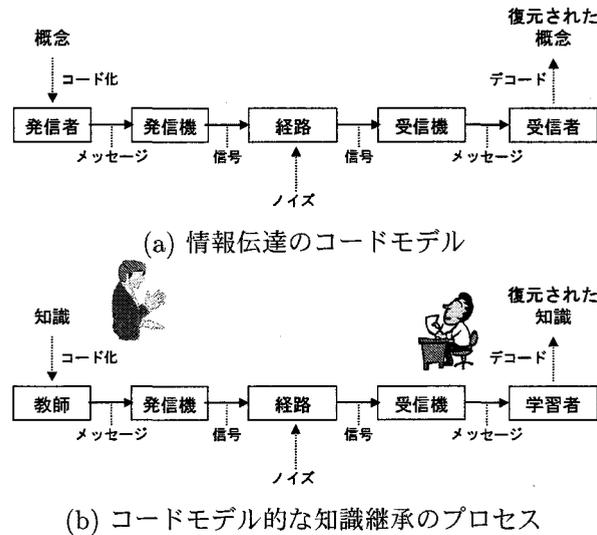


図 2.3: C.Shannon の情報処理モデルと知識継承

概念の認識が成立すると仮定される。このようなコミュニケーション解釈の帰結として、送り手の概念がいかに外界からのノイズに影響を及ぼされず、また受け手においていかに完全に再現されるかを問うような、情報伝達の効率性・完全性にばかり議論の焦点が置かれてしまう。ただ一つの正しい道筋が存在し、そこからそれることを一切認めない One Best Way Doctrine が人間-機械系の設計に大きく影を残すこととなった。

トランシーバや電子メールでのやりとりに限れば、情報処理モデルの説明も十分理解することができるが、これはわれわれ人間が日常何気なく交わしているコミュニケーションの 30%も説明したことにならないという [174]。語る以前に必ずしも明確ではない概念、意図の見えない行動、われわれが無意識に交わしている日常コミュニケーションの多くにおいて、意図や意味が必ずしも行動やメッセージに先行すると限らないことをわれわれは経験的に知っている。単純に記号化された知識・技能が一方的に伝わるとする<伝達>式の継承/教育観を払拭し、両者の関係の中に新たに生まれる意味や意図をどのように捉えていくか、<記号と意味>、<行動と意図>の関係を見直す新たなパラダイムが求められる。

伝統的な認知科学、記号主義的人工知能が隆盛を極める中で結びついた CAI 研究が、結果として、こういった送り手主導の知識継承/教育観を引きずってしまっていた。知識継承の場面においても、教師が持つ知識を明確に言葉に置き換えることができ、これを学習者の側が欠落することなく完全に引き受けることが良い知識継承である、といった解釈である (図 2.3(b))。エキスパートシステムにおける研究の多くが、専門家の高度熟練知識というものをいかにシステムが獲得し、これを誤りない推論により実現するかに焦点があったことから、この文脈で語られた AQUINAS[10] や TEIRESIAS[34] など、この時代に「知識獲得支援システム」と形容された知識継承システムの多くが送り手中心の議論に終始してしまっことは避けられない事実であった。MYCIN[147][148]をはじめとして、医療診断や故障診断の分野で成功をおさめた知識ベース型エキスパートシステムの限界は、特定の分野に偏った固有性 (知識の領域固有性)、そして熟練者からの知識抽出の困難

(暗黙知の詳記不能性 [129]) が主要な要因であることが指摘されているが、実際には、熟練知識・技能の継承を C.Shannon 流のコミュニケーションモデルに従うかのごとく、知識量の多い者（師匠／教育者）から少ない者（弟子／学習者）に向かって固定的な知識・技能が一方向的に伝わるとした仮説そのものの誤りも大きく影響していたのではないかと考えられる。

2.4.3 環境型教育支援システム

知的 CAI システムの研究においても、伝統的な知識観／教育観を払拭する試みが立ち上がる。1980 年 MIT の S.Papart は、LOGO というプログラム言語を開発し、子供たちが自然に手続き型プログラミング言語を学習できるような学習環境を提供した [125][127]。これを機に、学習者は本来自ら仮説をたてたり、自らやってみようという積極的な思いの中からはか学べないのではないかと、そのような能動的な学習主体を支える学習環境を提供するという認識の環境型 CAI の研究開発が行われるようになった。学習は能動的であるという学問的な考え方そのものは当時としても何も新しいものではなかったが、それ自体は観念論で科学的には条件をそろえて教材を与えた方が学習するとする行動主義心理学が強い影響力を示してきたため、改めて指摘し直されることがなかった。これを受けて知的 CAI システムに関する研究は、ITS (Intelligent Tutoring System : 知的個別指導システム) と ILE (Interactive Learning Environment : 対話型／相互学習環境) という大きく二つのシステム研究へと発展していくこととなる。表 2.2 に、知識観／教育観と知的 CAI システムのタイプとの関係をまとめる。

特徴 タイプ	学習観	知的 CAI のシステム
(A) 教授型 CAI	受動的	ITS (知的個別指導システム)
(B) 環境型 CAI	能動的	ILE (対話型／相互学習環境)

表 2.2: 学習観の差異と知的 CAI のタイプ

知識や技能が行為主体や環境から安易には分離不可能であることを指摘し、コンピュータとの対話を通じて学習者が積極的・能動的に技能を獲得していく環境を提供するようなパラダイムは、生態学的アプローチとも通底し、コンピュータという道具の新たな可能性を感じさせる。知的 CAI 研究において重要な構成要素は、1) 知識、2) 学習者モデル、そして 3) 教授戦略、の 3 つのモジュールであるが、環境型 CAI システムに関する研究においては、特に 2) 学習者モデルと 3) 教授戦略への配慮が重要となる。

2.4.4 個体能力主義的な学習者モデル

環境型 CAI のパラダイムは、学習者の能動性を重視する点では生態学的アプローチの一つとして興味深い。しかし、学習項目に対する学習者の理解状態を記述する学習者モデルの設計において、依然として個体能力主義的な知識観・技能観が潜んでいる。学習者モデルとしては、学習すべき項目に対して理解したかどうかのフラグを立てていく「オーバレイモデル [23]」と、学習者が間違っ

た時に、どのような誤りなのかという状態をシステムで用意しておき、そのパターンに当てはめる「バグモデル」が代表的である [102]。前者の例としては、学習の進展にともなって知識が増加し、教師の知識と完全に一致するといった学習観に基づいて、学習者の知識を教師の部分集合と捉える。後者の例としては、あらかじめ与えられた正しい知識との差から、学習者の誤りを同定しようと試みる E.Shapiro の論理プログラム MIS[151] が知られる。他に、摂動法を用いて学習者が誤った解答をした場合に、誤り原因を同定し、Strategy Graph と呼ぶ知識の引用関係に従って段階的に学習者の理解状態を推論する知的 CAI システムを提案した竹内らの研究 [168] が知られている。

しかしここでの学習者の誤りという表現は、未熟な学習者の失敗が「誤った知識を正しく使う」ことによって生じると暗に仮定されていること、そしていかに正しい知識を獲得するかということに学習の焦点を置いて学習者モデルが構築されていることを浮き彫りにしており、未だ正しい知識の集合、というものに特別な地位を与えたままの解釈でとらえられている。このような仮定が真にせよ偽にせよ、教授戦略の側もこの学習者モデルに基づいて組み立てられる。一方で Matz は、学習者の誤りが、むしろ「すでに獲得した正しい知識を新しい状況において適用する際に生じるもの」としてプロセスモデルを、大槻らは、学習者モデルの構築を問題解決から理解へと拡張することで構成主義的かつ実用的な接近法を提案している [120]。教授戦略としては、仮説としての学習者モデルに配慮しながら、学習者の能動性／モチベーションを損なわないための工夫が要求される。

2.4.5 レンズモデルからみた相互依存主義的な学習者モデル

必ずしも教師の知識の部分集合をたどるという意味での学習者モデルがあてはまらないという事実を理解する上で、H.Simon の蟻の逸話が理解の助けとなるので引用しておく [156]。

ある風波の跡をとどめた海岸線を進む蟻は複雑な軌道を描く。しかし、これは蟻の複雑さを示しているのではなく、海岸の複雑さを示しているのに他ならない。たとえ傾斜に対するエネルギーロスを最小化するといった極めて単純な規則に基づいていたとしても、海岸の複雑さが結果としての軌跡を複雑にする。蟻の行動の variability (変動性) を左右するのは、初期状態・想定外の外乱・複数の戦略の利用、など枚挙に暇がない⁴。

H.Simon の逸話は、人間の行動をある一本道の行動系列としてみなす安易な分析では、人間の真の技能を説明したことにはならないことを指摘し、人間-機械系の設計において目指すべき新たなタスクアナリシスのための豊かな示唆を与える。One Best Way Doctrine と呼ばれる、最適で唯一完全な行動選択を要求する従来の人間-機械協調系の設計原理では、正解としてあらかじめ定められたある手順を人間が少しでも逸脱すると、人間のおかれている状態に関わらず警告が発せられるような、人間の行動多様性をことごとく排除したシステム設計がなされてしまう。これに対して、人間の行動多様性や認知の個別性を説明した E.Brunswik のレンズモデル (図 2.2) に対応づけて理解すれば、結果としての手がかり集合 (近刺激) のみを切り出して学習者 (継承者) に押し付けたとしても、それは学習者 (継承者) 自身にとって生態学的妥当性も、手がかり利用の妥当性も得られないただの刺激の集まりに他ならない。学習者にとって意味のある手がかり集合とするた

⁴文献 [156] より抜粋改編した

めには、学習者自身が主体的に手がかり利用の妥当性を獲得するプロセスが必ず必要となり、逆にその妥当性が得られるならば結果としての行動系列がむしろまったくの同一である必要はない。

師匠-弟子という二者関係で構成される徒弟制度と呼ばれる熟練技能継承の実践においては、師匠（教師役）は弟子（学習者役）に対して明示的な教授を行わない**積極的な秘匿**をすることが知られている。これは、弟子（学習者）からの積極的な意味づけ、能動的な学習を促し、自らが手がかり利用の妥当性を獲得するための体系化された構造であるとも解釈することができる。このようなプロセスを理解する上で、レンズモデルを異なる二者の判断主体に拡張した triple system design が参考となる（図 2.4, 詳細は第 4 章で説明する）。環境の基準と、二つの判断主体という三方向から手がかり集合の妥当性を限定しているという意味で拡張されたこの分析モデルは、複数の判断主体が共通の手がかり集合を介して対話しながら共同的に判断するプロセスを説明する。たとえば先に示されたような環境型 CAI によって実現されていたことは、教師の側から特定の手がかり集合が押し付けられるというよりはむしろ、学習者同士、あるいは教師役の学習者（知識量が相対的に多いが同じく学習する立場）と共同し、手がかり集合を介した対話を通じて能動的に手がかり利用の妥当性を獲得するプロセスとして学習をとらえていると解釈できる。

そこで第 4 章においては、徒弟制度的な技能継承の現場を、異なる技能レベルを備えた複数の行為主体の共同作業場面としてとらえ、生態学的アプローチから実際に技能継承過程を支援するシステム設計について概説する。

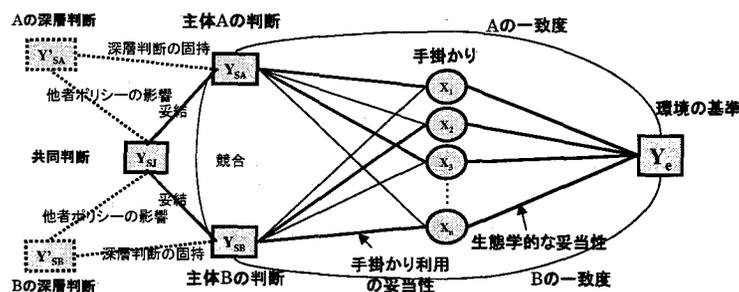


図 2.4: 異なる二者の判断主体に拡張された triple system design

2.5 いかにして熟練者組織の成員となるか

2.5.1 組織の中での技能獲得

1980年代後半に入ると、実験室的な特殊環境における認知の研究から、日常の何気ない行為に潜む認知の普遍性に研究の焦点が向けられた。その成果は、認知がその獲得と使用において物理的文脈に沿って活動の中で獲得されるのみならず、社会的文脈に不可分的に多くの人々の相互作用の中にあることを指摘し、「個体に閉じた認知」から、社会的分散認知と呼ばれる「他者を含む環境に開かれた認知」へと研究の焦点を移行させた [16][72][90]。

社会的分散認知研究の主張は、J.Gibsonと同様に熟練的認知が単に主体の生活する環境あるいは状況の影響を受けるということだけでなく、そもそも知を環境から切り離して捉えることはできない

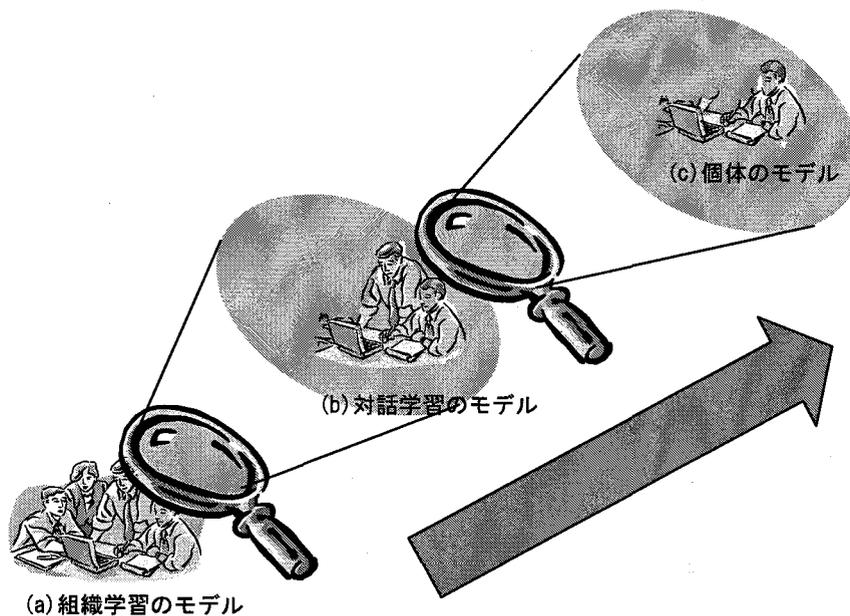


図 2.5: 組織学習の要素還元分析

という点にある。しかし、たとえば E.Hutchins が大型船の航行チームにおける共同的分業の分析 [72] から指摘するように、人間の認知や行動が、環境、特に他者を含む社会・集団的な環境のなかに成立基盤を持つはずだと主張した点が重要である。

個人の内部で起こっている情報処理過程のモデル化に傾注してきた認知科学や情報科学では、組織の中で起こる個人の学習についても、結局のところ一対一の対話学習の延長線上として、さらには対話学習までもも独習的な個人学習の延長線上に位置づける、要素還元的な学習研究が中心とされてきた (図 2.5)。これに対して、社会的分散認知研究が指摘するように、個人の内部にのみ認知の構造を帰することはできず、協調活動の働きを豊かな社会的相互作用に求め、個をとりまく社会的環境における技能のありようをとらえる新たな研究の視点が要請されている。

2.5.2 協調学習／共同作業支援

1980 年代後半、企業の中でいろいろな開発をするときに複数の主体が話し合いながら仕事の仕組みを作る CSCW (Computer Supported Collaborative Work) という考え方が生まれ、D.Norman が 1987 年、『Communication for ACM』という雑誌に CSCL (Computer Support for Collaborative Learning) ⁵ という特集を組んだことで広く知られることとなった。

共同作業支援におけるコンピュータの利用は様々で、たとえば表 2.3 に示すような種類が一例と

⁵CSCL は正式にこう書かれるが、近年 CSCL/W と統一的に記述される場合には、Computer Supported Collaborative Learning/Work と呼ばれている。

して挙げられる。こういった共同作業支援のシステムを学習環境として利用することで、ひとつの環境型 CAI システムを得ることができる。

空間 \ 時間	同期	非同期
	対面	電子会議室システム
分散	テレビ会議システム	協同文書作成

表 2.3: 共同作業支援システムの分類

他にも、共同作業場（ワークスペース）において他者の情報を知るワークスペース・アウェアネスの概念を CSCL に導入した C.Gutwin らの取り組み [61] や、討論によって他者とのコラボレーションを誘発させる緒方らの取り組み [119]、電力分野でコンピュータを介してほかの場所にいる人とコンピュータ画面やデータを共有し、取得した知識を構造化する田中らの共同作業型教育支援システム [170] などが知られる。

また、社会的状況学習理論を基本にした環境型 CAI 研究の例としては T.Chan のコンピュータコンパニオンに関する研究が挙げられる [25]。ここでは協調や競争といった活動および観察学習の効果を期待し、予め決められた成長プロセスを経るコンピュータコンパニオンとの相互学習が実現される。Y.Hilem らの COMPANION もまた状況学習に基づき、マルチエージェントと共同して機械システムを設計するマルチメディアシステムを開発した [68]。ここでは、教育学者、機械工学者、テクニシャンといった明示的に役割を持つエキスパートエージェントが予め組み込まれ、学習者の作業状態に応じて、必要な援助を与えるようプログラムされている。

CSCL/W に関する D.Norman の取り組みは、従来の人工物設計の指針に対するパラダイムシフトとして大きな二つの流れを作ったことで注目される。一つは、学習の場面に關するわれわれの関心を単独作業の場から共同作業の場へと誘ったことにある。一つのことを皆で学ぶ、一緒にモノを作ったりする、など従来の知的 CAI のようにドリルを子供たちに個別に与えるのではなく、学習者の側を中心として、自ら何かを作るといった学習の場を与えることの重要性を説いたことである。もう一方は、それまで人工物やコンピュータのデザインコンセプトとして D.Norman 自身も掲げていた“User Centered Design[114]”の概念を、“Learner Centered Design[159]”へと押し上げたことにある。“User”と“Learner”の決定的な差異は、「学習者（Learner）が成長する」ことである。“User”は一度その道具の使い方や知識を習得すればそこで終了であるのに対して、“Learner”は成長し続けることを期待して用いられる。従来の知的 CAI における ITS では、学習者が成長するという学習観が抜け落ちていた感が否めない。このような立場に立てば、知的 CAI システムに求められるのは、次のような要素をシステムの中いかに柔軟に取り込んでいくかについての配慮である。

多様性 発達の違い、文化的差異が学習者に配慮した適切な素材選択をする

動機 学習者の関心を惹き続けることが重要である

成長 学習者の成長や熟練知識の開発促進を教育支援の主要な目的とする

ここで「多様性」、「動機」については、2.4節で徒弟制度的技能継承に含まれる学習要素の例としても取り上げた。そこで、本節においては3つ目の「成長」について特に注目する。

2.5.3 社会構成主義と学習者モデル

CSCLのような協調学習支援システムの構成主義的な特質を説明する上で、L.Vygotskyの活動理論(activity theory)がたびたび採用される。相互作用主義者として知られるL.Vygotskyは、「最初から社会ありき」であることを強調し、人間の認知が単なる刺激-反応系としてではなく、これを媒介する「記号」や「道具」など社会文化的に位置づけられる媒体の重要性を指摘している。

L.Vygotskyの提案する概念の中でも特に重要なものが最近接発達領域(Zone of Proximal Development: ZPD)である[178]。子供が一人では解けない課題であっても、年長者や援助者の協力で解ける可能性がある場合、その可能態の領域のことを近接した発達領域と表現する。個体能力主義的に、個の学習が単独で進むのではなく、社会的分散認知の議論とともに、個人の能力がむしろ個人を取り巻く周囲の状況との関数であることを指摘する。さらに、発達の過程そのものが一つの社会的共同作業であり、社会的中空で単独で発達するのではないことを強調している。たとえばB.Rogoffは、教育と学習の社会的インタラクションの微視的な分析を通じ、伝統的な徒弟制の再評価と同時に、発達過程を認知的徒弟制というメタファーで論じている[133][134]。

Vygotsky派の重要な論点は、周囲他者との関わり(inter-mental)によって獲得される技能と、これを内化する働き(intra-mental)というZPDにおける学習サイクルの二重性に集約される。ある行為基準の下に周囲他者と関わり、獲得される技能の内化とは集団としての行為基準が個体内部に書き加えられるプロセスとも言える。社会的学習過程とは、いわば集団としての行為基準の再生産であり、この枠組みが社会的な動態の基礎的な構成を与える。

2.5.4 レンズモデルからみた行為基準の摺り合わせ

レンズモデルを三者以上の多数からなる社会的判断に拡張したものに、n-system designがある(図2.6)。N-system designにおいては、他者の判断ポリシーにより焦点が置かれ、相対的に生態学的な環境の基準への配慮は小さく見積もることができる。Triple system designと同様、ポリシー間の相互作用はinterpersonal learningによって方向付けられるが、その相互作用は手がかり集合に対する生態学的な制約というよりはむしろ、認知的なフィードバックに拠るところが大きい。

学習が個体の中だけに閉じた単に部分的な技能や命題的知識の習得ではなく、むしろ実践共同体の中で徐々に十全な参加者としてのアイデンティティを獲得していく漸進的な過程であるとみなす社会的学習過程としての技能観は、集団内での行為基準間の相互依存的関係を意味する。共同体に触れるということは、共同体の基準に従うということの意味し、共同体の基準に従うということは、その基準を自己の内側に再生産しているといった、人間と社会的共同体との相互規定的関係を意味する。技能の転用可能性(Portability)とは、社会的共同体に対する特定の参加様式間の共有可能性(Commensurability)に依拠しており、個人に求められることは参加する共同体の中で速やかにそういった社会的制約を慮ることである。

特に第5章においては、組織の中での継承、すなわち継承者が熟練者のいる実践共同体の中で、いかにしてその成員となっていくか、生態学的アプローチからその背後にある社会的動態のメカニ

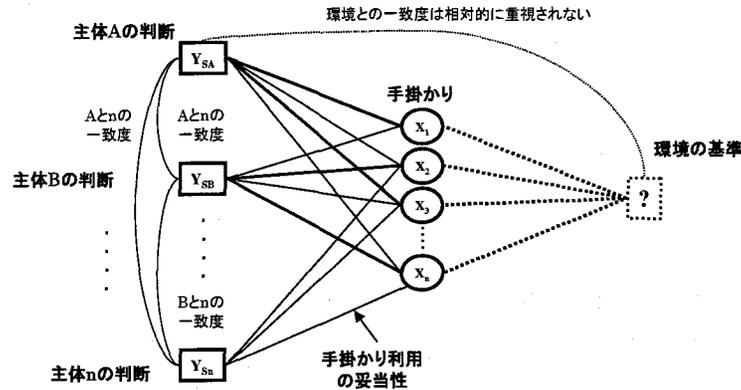


図 2.6: 多数の判断主体に拡張された n-system design

ズムを分析する。

2.6 人間-機械協調系における機械の学習

2.6.1 機械学習の分類

次に、人間-機械協調系において機械側の自動化、高機能化を実現する機械学習について説明する。機械学習とは、「機械（システム）が、与えられた問題を解決するために、より有効な解決策を講じるよう、プログラムを改変するプログラム」と言うことができ、エキスパートシステムの前に立ちだかった知識獲得のボトルネック解消が期待されて多くの注目を集めた [135]。機械学習は、モデルとして採用する推論の方法によって大きく演繹学習、帰納学習に分類することができる [136]。また、これら推論の方法による分類が知識やデータに主に基づいた学習であるのに対して、特に相互作用に基づく目標指向型の強化学習（Reinforcement Learning）というもう一つの学習パラダイムが別に知られる。以下に、それぞれについて概説する。

演繹学習

演繹学習とは、問題を解くために十分な基礎知識をあらかじめ機械に与えておく手法で、この基礎知識を効率的に利用できるようなプログラムを得ることを指向することから知識主導型学習とも呼ばれる。典型例として、説明に基づく学習（EBL：Explanation based learning）などが挙げられ、たとえば「経済成長率の予測を行う」といった目標概念と、「経済予測知識」のような問題解決に必要な領域理論とから、実際の経済状態という事象に対する十分な説明の構造化を図るものである。演繹学習は例題に余分な情報や誤りがあっても修正できるという強みがあるが、その基礎知識が誤っている場合には、学習の信頼性を落としてしまうという問題を避けられない。

帰納学習

一方の帰納学習は、与えられた例題やデータ記述から帰納的に一般法則性を見出す対象領域からは独立した学習で、データ主導型学習とも呼ばれる。特に、例題からの学習 (Learning from examples) は典型で、たとえば病状とその診断事例から一般的な診断規則を見出すことなどが期待される [98]。帰納学習の課題として、データの誤りやノイズに影響を受けやすいというデータ主導型ならではの課題が挙げられる。そのため、一般性をもつプログラムを効率よく得るためには、効率の良さの判断基準を明確にし、さらにどのようなデータを教示すべきか、その検討が教示者 (教師) に課せられる。

近年になって注目を集める CBR (Case-Based Reasoning) [85] に基づく事例学習は、時折この帰納学習の範疇として分類されることが多いが、過去に経験した事例 (問題とその解決法) を蓄積しておいて、新たな問題に遭遇した際にその事例を利用するという意味では帰納・演繹双方の要素がかね備わっており、いずれかに分類することは難しい。

強化学習

強化学習には、求める性能によって大きく二つに分類することができる。環境についてなるべく広く知ることで結果としてなるべく大きい報酬を得るという最適性を追求する環境同定型 (exploration oriented)、報酬を得た経験を分析し繰り返すことで学習途中でもなるべく報酬を得続けるという効率性を追求する経験強化型 (exploitation oriented)、の二つである [184]。環境同定型学習の例としては、TD 法 (Temporal Difference 法) [162] や Q 学習 [180] などが知られるが、非マルコフ決定過程においては最適政策が保証されない上に、環境の同定に膨大な試行回数を要することなどが問題視されている。他方、経験強化型学習の例としては Bucket Brigade Algorithm [70] や Profit Sharing Plan [54] など、J.Holland が提案した学習分類システム (Learning Classifier System) をベースとしたアプローチが知られるが、いずれも環境同定型に比して exploration にエネルギーを費やすことなく継続的に報酬を得る行動パターンが確立できることから、不確定性の高い環境下での逐次意思決定作業のための学習法として力を発揮する。

ここで整理した機械学習の分類を図 2.7 に記す。実際の熟練技能継承の場面を想定すれば、知識やデータを予め適切に機械に与えることは難しく、本章でふれてきたように相互作用的な関係の中から技能の獲得を目指すことを視野に入れ、演繹学習、帰納学習の中庸的な性能が期待される強化学習の採用がふさわしい。さらに、われわれの素朴な技能観からすれば、熟練者が環境を詳細に同定しているというよりはむしろ、経験をうまく新規遭遇環境に反映させていると伺えることから、本論文においては特に環境同定の必要がなく、経験強化型の LCS を人間-機械協調系の機械側の学習機構として採用する。次節で、LCS についてより詳細に説明する。

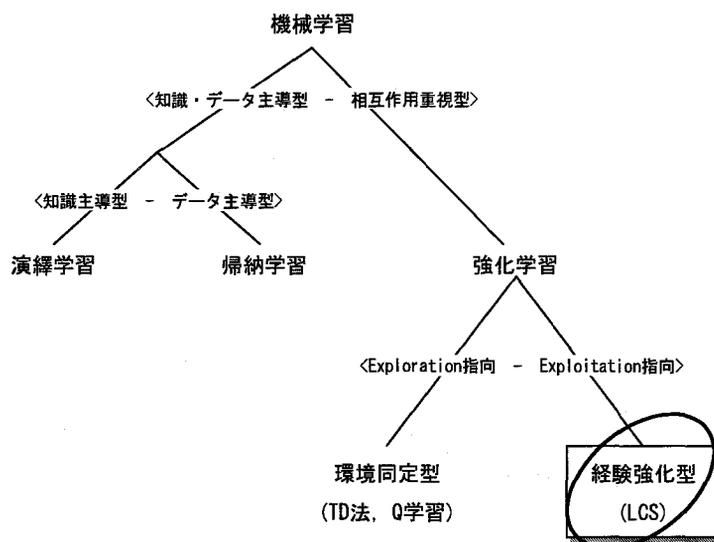


図 2.7: 機械学習の分類と LCS の位置づけ

2.6.2 一般的な分類子学習器

J.Holland が導入した学習分類子システム (LCS) [70] は、クラシファイア (Classifier) と呼ばれる状態行動対 (if-then 形式のルール) を処理単位とする分散処理システムで、連想と価値関数を含む本来の意味での強化学習システムである。各ルールはそれぞれ強化値と呼ばれる強さを個々に保持し、条件部が満足された実行可能ルールの間の競合などは、この強さを参考に解消される。図 2.8 に J.Holland の LCS を示す。ここで LCS は、主に3つのモジュール、実行部 (performance)、報酬割り当て部 (credit assignment)、ルール探索部 (rule discovery)、から成る。それぞれについて、簡略に説明する。

実行部 本モジュールは、環境の状態認識から行動の実行までを担う。もっとも単純なクラシファイアルールは、条件部 {1,0,#} と行動部 {1,0} からなるビット列で表現される。「#」は don't care シンボルと呼ばれ、任意の特徴を許容することで条件部の照合空間を外延することができ、実際に発火したルールの行動部に書かれた記述を効果器から環境へ反映させる。

報酬割り当て部 本モジュールは、システムが環境に対してとった行動の良し悪しを、報酬によってクラシファイアの強度へフィードバックする。特に時間遅れを伴う報酬割り当てが問題視されており、LCS では Bucket Brigade Algorithm(BBA)[70] と Profit Sharing Plan(PSP)[54] の二つが知られる。逐一報酬をルールに割り当てる局所的な BBA と、あるルール集合に対して一括して報酬を割り引きながら更新する大局的な PSP⁶とがある。

⁶Profit Sharing Plan における報酬までのステップ数と報酬の分配率を対応付ける強化関数について、明らかに無駄なルールを強化しない局所的合理性と、必ずいくらかの報酬を継続して得る大局的合理性を満足する条件が宮崎らによって報告されている [100]

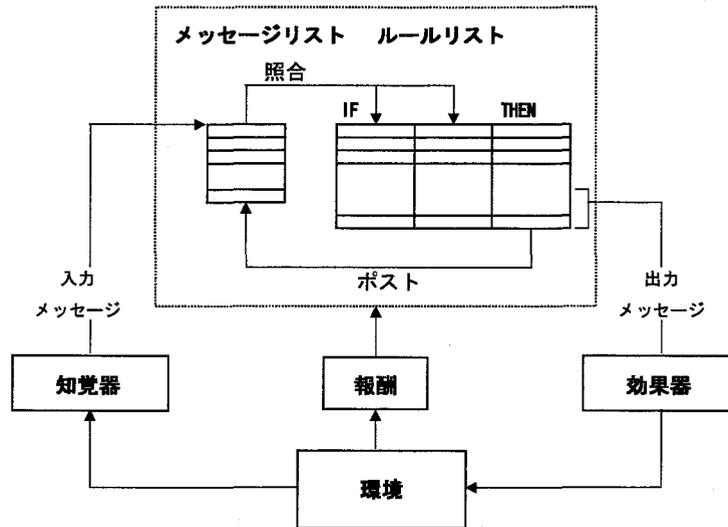


図 2.8: J.Holland の分類子システム (文献 [70])

ルール探索部 本モジュールは、クラシファイアの数を一常に抑えつつ、問題空間を効率よく探索するために、定期的にクラシファイアの入れ替えを行う。特に、自然淘汰をモデル化した遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm) と組み合わせることで、ルール同士の生存競争というアナロジーによって条件に適合するルールの獲得を目指す [71]。GA の適用には、大きく分けて二つのアプローチがあり、1つの if-then ルールを処理単位とみなすミシガンアプローチ [69] と、if-then ルールの集合を処理の単位とみなすピッツアアプローチ [158] とである (両アプローチの差異を表 2.4 に、交叉の模式図を図 2.9 に示す)。

処理単位	ミシガンアプローチ	ピッツアアプローチ
評価	一つのルール	ルール集合
交叉	ルール間 (そのものが変化)	ルールセット間 (ルールは不変)
更新	各ルールについてリアルタイム	各ルールについてはオフライン

表 2.4: ミシガンアプローチとピッツアアプローチの差異

2.6.3 逐次意思決定作業における学習分類子システムの適用

ある行為主体が離散時間の動的システムと相互作用する。各時間ステップで、行為主体は状態を観測し、有限個の動作集合の中から一つの選択肢を決定する。目標状態に対して正の報酬が、そうでない場合には報酬がないとすれば、あらゆる作業は逐次意思決定問題に含まれる [7]。動的シス

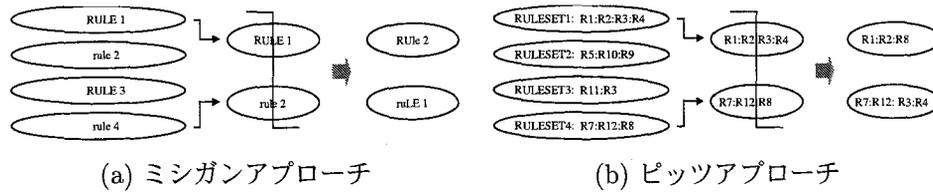


図 2.9: ミシガンアプローチとピッツアアプローチの適用 (文献 [59])

テムに対する十分な知識や完全な数学モデルがなくとも、その状態数がきわめて小さいのであれば動的計画法や環境同定型のアルゴリズムも適用できる可能性がある。しかし本論文で想定するような熟練技能については、状態数が大きく、事前には未知な状態も数多く含まれることが予想されるため、状態よりもむしろルールに焦点をあてた LCS の採用が適していると考えられる。逐次意思決定作業に適用するに際し、経験強化型の LCS が環境同定型の強化学習や他の機械学習手法に対して有利な点を整理するとすれば、以下の3つを挙げることができる。

1. ルールを高次に言語表記でき、学習結果の概念が人間に理解しやすい
2. 状態数よりはるかに少ない数のルールに焦点をあてるため、状態空間の爆発やマルコフ過程の仮定に配慮する必要がない
3. ルール記述の抽象度が動的に変更されるため、初期に定義する状態空間分割への依存性が少ない

逐次意思決定作業に LCS を適用した例として、問題固有モジュール、性能モジュール、学習モジュールの3つのモジュールから構成される J.Grefenstette らの SAMUEL (Strategy Acquisition Method Using Empirical Learning) が参考となる [55]。問題固有モジュールは作業環境シミュレーションを持ち、性能モジュールはマッチングや競合解消、信用割当てを行う。さらに学習モジュールは GA の交叉や突然変異など遺伝オペレータを通じて高性能の親戦略から妥当そうな新戦略を作り出す。性能モジュールにおける信用割当てと学習モジュールにおける戦略適応度が、それぞれミシガンアプローチとピッツアアプローチに対応する進化圧となり、全体としてハイブリッドなルール探索を実現している。図 2.10 にミサイルの回避戦略における逐次意思決定問題に適用された際のルール表記の例を示す。

このように、リスト表現されたルールは1ステップ毎の行為を決定し、ルールの集合全体として一連の飛行機の軌道が生成される。ミサイルが飛行機に近づくとところから、回避あるいは撃墜によるエピソードの終了まで逐次的な意思決定作業が繰り返される。具体的に SAMUEL では、「ミサイルをぎりぎりのタイミングまでひきつけてかわす」といった高度の回避技能を獲得できることが報告されている。

次にルール探索のフェーズとして、各戦略はエピソード単位で評価される (ピッツアアプローチ的操作)。環境からの報酬としてより高い評価を受けたルールセットを親に見立てた遺伝操作を行うことで、新たな子ルールセット (戦略) を生成する。ここで、従来のピッツアアプローチにおいては予め適切なルール群を与えておく必要があったのに対し、SAMUEL においてはルールレベルでの交叉・突然変異を行うことで新たなルールを適宜生成することが可能となる (ミシガンアプローチ的操作)。一連の遺伝操作の模式図を図 2.11 に示す。ここで、一連のエピソードを遺伝的アルゴリ

```

payoff =1000 飛行機がミサイルから逃れた場合
        =10t 飛行機が時間 t で撃墜された場合

RULE1  if(and (last-turn 0 45)
              (range 500 1400)
              (heading 90 180))
        then (and (turn 90))
        strength 750

```

図 2.10: SAMUEL で用いられた逐次意思決定ルールの例 (文献 [55])

ズムの進化単位とみなし、そのエピソードの全体を Population 数 (n_p)、そのうち上位 $n_e\%$ が親として選抜、下位 $n_b\%$ が棄却される。 $n_e\%$ の親から任意に 2 つずつを選択し、棄却した $n_b\%$ と同数の子を生成する。新しくできたエピソード集団を再び試行させ、同様の操作を繰り返し、成績の良い戦略を獲得することを目指す。図 2.11 下に記されるのは、成功エピソードのうちから任意に選択された 2 つの親ルール集合から、新たに子を生成した例である。

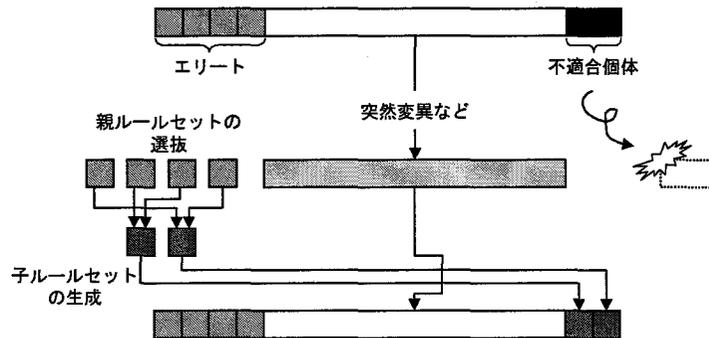
2.6.4 熟練技能継承を支える 3 つの視点と学習分類子システム

これまで見てきたとおり LCS は明度の高い構造を持ちながら、あらゆる問題を適切に抽象化して包含するという汎用性の高い強力な機械学習エンジンであり、さまざまな分野で実際に応用されている [39][78][132]。さらに、LCS は機械単体の単独学習にとどまらず、人間との対話を通じて設計知識を継承する対話学習手法 [80]、組織におけるナレッジマネジメントを視野に入れた計算組織論の範疇で応用される組織学習手法 [63][167] など、多様な視点から応用されている。

そこで本論文においては、この LCS の汎用性の高さを利用することで、本章で概説した熟練技能継承における 3 つの視点に対応する学習手法として、1) 個体学習 (Individual Learning)、2) 対話学習 (Interactive Learning)、3) 組織学習 (Organizational Learning)、というそれぞれ異なる立場から LCS を導入し、個別に機械学習エンジンの適用可能性について議論する。3 つの異なる視点について同型の機械学習エンジンを採用することにより、将来的にはこれら 3 つの視点を統合した熟練技能継承支援システムの設計が期待される。これら 3 つの視点と各章との対応を図 2.12 に、それぞれについての簡単な説明を次に示す。

個体学習 (第 3 章) 人から機械への継承、すなわち機械の側の学習を考えると、技能が人や環境から切り離すことができないことを理解することが重要である。しかし、生態学的アプローチで指摘される「環境にナビゲートされる」という言葉の意味は、たびたび何らかの刺激-応答関係が連想されるような誤解を招くことが多い。第 3 章においては、LCS を個体学習手法として用いた行為主体にとって、技能獲得過程が環境との相互作用からは切り離すことができないとする生態学的アプローチの正しい理解と、そこから人間-機械協調系設計のための設計指針を得る。

対話学習 (第 4 章) 人から人への継承を考えると、教示者から技能を押し付けるような受身の学



親ルールセット #1

3	$R_{1,3} \rightarrow R_{1,7} \rightarrow R_{1,8} \rightarrow R_{1,4}$	成功
4	$R_{1,2} \rightarrow R_{1,7} \rightarrow R_{1,5} \rightarrow R_{1,1}$	失敗

親ルールセット #2

10	$R_{2,2} \rightarrow R_{2,1} \rightarrow R_{2,2} \rightarrow R_{2,3}$	失敗
11	$R_{2,4} \rightarrow R_{2,7} \rightarrow R_{2,5} \rightarrow R_{2,9}$	成功

子ルールセット #124

124 $R_{1,3} \rightarrow R_{1,7} \rightarrow R_{2,5} \rightarrow R_{2,9} \rightarrow \dots$

図 2.11: SAMUEL における子ルールセット生成の例 (文献 [55])

習ではなく、継承者の側からの積極的な意味づけにより焦点を置いた徒弟制度的な技能継承手法の効果が期待される。第4章においては、LCSを対話学習手法として用いることで、教示者と技能継承支援エージェント、技能継承支援エージェントと継承者という二項関係での対話を通じ、技能継承の場面を支援エージェントとの共同作業とみなすようなインタフェースを設計し、これについて概説する。

組織学習 (第5章) 組織の中での継承を考えると、個体学習の延長線上にその組織を分析することはできず、熟練者組織の成員としての適切な行為基準を獲得する過程、すなわちアイデンティティの獲得過程を技能そのものの発達過程に準えることができる。第5章では、LCSを組織学習手法として用いるが、これらは社会的学習過程の計算科学的表現としては不十分であり、本論文においては実践共同体の中でのアイデンティティの獲得過程を表現するため、行為基準の書き換えまでもその機能に組み込む方向で拡張した新たなLCSを導入する。こ

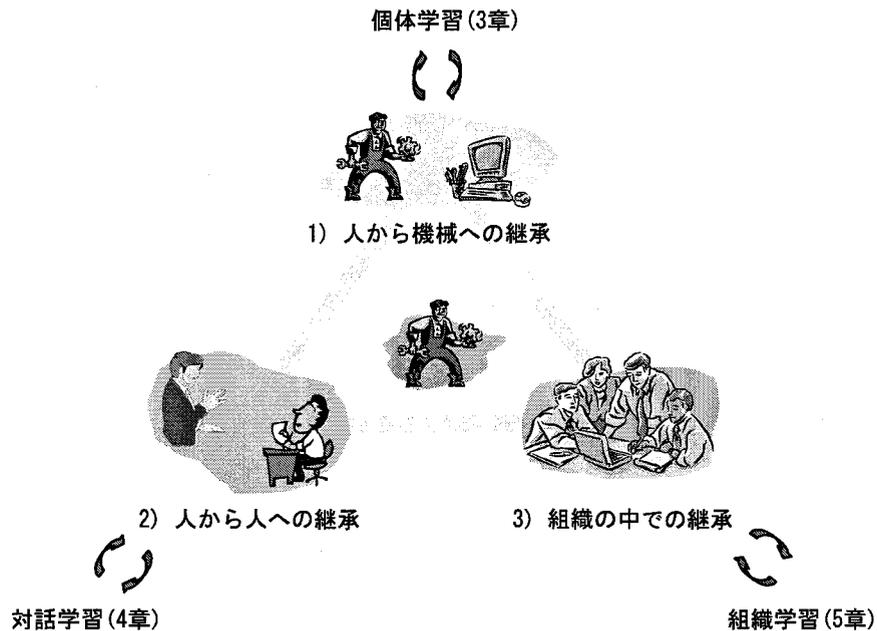


図 2.12: 熟練技能継承に対する 3 つの視点と対応する 3 つの LCS

ここでは、その性能と効果について概説する。

本論文が示すように、行為主体と環境との相互依存関係に埋め込まれた技能を多面的に捉える視点を明示的に取り扱うことで、知識や技能を直接に技術化していくという従来の技能への取り組みというよりはむしろ、これら熟練技能継承に関わる普遍的な構造に注目した技能継承の技術化と言えるようなアプローチが期待される。もちろん、技能継承が技能そのものと完全に切り離すことは困難であるが、技能と技能継承とを統一的に研究対象とみなす機会を与えるという意味において、本論文が貢献し得るものと期待する。

2.7 結言

本章では、最近の熟練技能継承における様々な実践を、1) 人から機械への継承、2) 人から人への継承、3) 組織の中での継承、という 3 つの視点でそれぞれ整理し、背景にある認知科学上の知識観・技能観の変遷と先行研究について概説した。

次に、本論文において採用する機械学習エンジンとしての LCS について概略を説明し、中でも熟練技能一般の表現として参考になる逐次意思決定作業に特化した J.Grefenstette の SAMUEL について説明した。本論文で導入する 3 つの LCS は、主に SAMUEL で採用されたようなピッツアプローチ的操作とミシガンアプローチ的操作を統合したアルゴリズムを基本機構として採用している。

最後に、3 つのナレッジマネジメントの実践に対応するかたちで、1) 个体学習、2) 対話学習、3)

組織学習、の3つの学習手法から展開した異なるLCSにより、新たな人間-機械協調系のための設計指針を得るという以降の章構成について説明を行った。

第3章 環境からの制約に導かれる技能創成過程

杖の扱いに習熟するまでは、杖の感覚ばかりが意識に上る。習熟するにつれて感覚は徐々に杖の先へ、さらには杖と道路表面との接触を直に感じるような感覚を経験する。杖使いの熟練過程は、「意味を持たない感覚が解釈の努力によって意味のある感覚へと変化する過程」であり、「その意味のある感覚がもとの感覚から離れたところに定位される過程（手から杖の先へ）」でもある [129]。では、この杖使いの熟達過程において環境は一体何を教えてくれたのであろうか。

3.1 緒言

近年、認知が行為主体と環境とから切り離しては考えられないことを指摘する生態学的心理学や状況認知研究が注目を集め、ヒューマンインタフェース研究やロボット研究の分野で様々な取り組みが試されてきた [62][118]。しかし、「直接知覚」や「環境にナビゲートされる」といった J.Gibson 独特の言い回しが、ある環境特徴があたかも特定の行為を誘引するかのごとく、刺激-応答図式としてアフォーダンスを理解するような工学的実践 [73][95][114] のように、アフォーダンス概念の理解をこの狭い解釈にとどめておくことは適切ではない。

本章では、ある行為を誘引する単なる刺激としてアフォーダンスを理解するのではなく、行為の妥当性を得るその手がかりを環境のどこに求めるか、その注視先の獲得過程にこそ J.Gibson が主張するような「環境にナビゲートされる」ことの意味が込められているものと解釈し、熟練技能の熟達過程にまで生態学的アプローチの示唆を展開する上で広義の解釈の必要性を説く。具体的には、注視点獲得過程に関する計算機シミュレーションを通じて、J.Gibson が指摘するようなアフォーダンス概念についての工学的な理解と、機械が技能を獲得する上での指針を得ることを目的とする。

3.2 生態学的アプローチからみた熟練技能の整理

3.2.1 主体-環境関係からみた熟練技能

冒頭、M.Polanyi の探り杖の逸話¹は、熟練者の暗黙知を説明する上で頻繁に引用される。杖の感覚（近刺激）が徐々に杖の先へ、さらには杖と道路表面との接触（遠刺激）へ、意味ある感覚が変化し、もとの感覚からより離れたところへ定位される過程として探り杖の熟練過程が理解され

¹ 「道具の身体化」、あるいは「身体の拡張」と呼ばれるこの現象は、一部で脳神経生理学的な実験によりその事実が確認されている [60]。

る。行為主体と環境（遠刺激）との関係を、その手がかり（近刺激）を中心とした対称構造によって整理し、手がかりの生態学的妥当性と手がかり利用の妥当性とを明確に区別した E. Brunswik のレンズモデルに従えば、探り杖の使い始めに体験するごちない感覚は、これら両方の妥当性がうまく適合していない状況を表しているといえる（図 3.1；とくに判断と環境の基準という二つの要素が手がかり集合を挟んで対称構造に置かれる本レンズモデルを double system design と呼ぶ）。

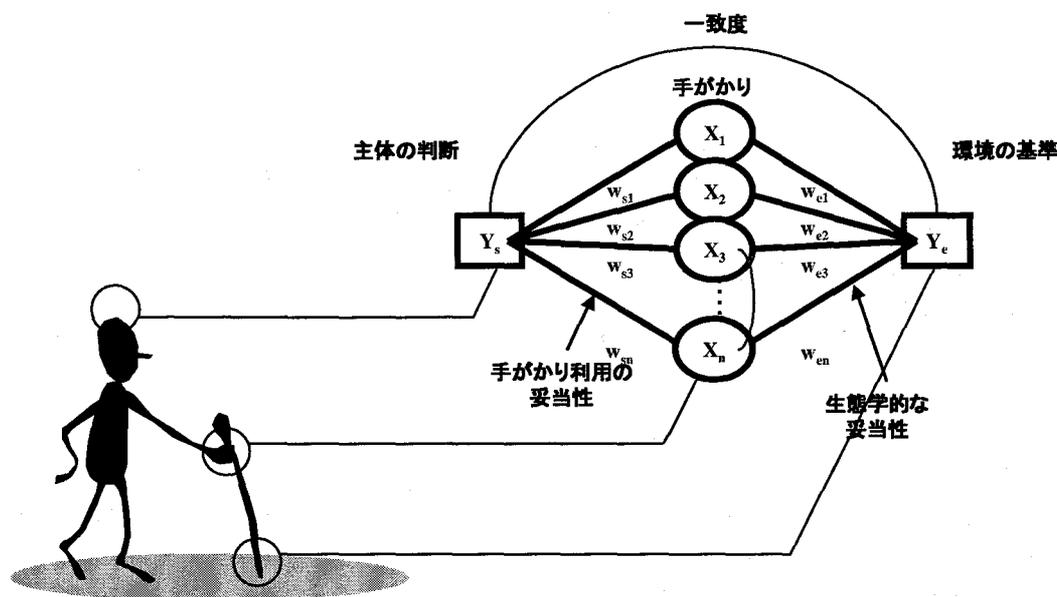


図 3.1: Double system design から見た M. Polanyi の探り杖

熟練した杖さばきを見ると、身体からはより遠くへ、より少ない数で道路表面を叩いている様子が観察される。これは環境に備わるすべての手がかりの可能性（ $\{X_1 \cdots X_n\}$ ）のうち、環境を豊かに表現するような手がかり集合に対する適切な利用の妥当性（ $\{w_{s1} \cdots w_{sn}\}$ ）を得たからであり、結果としての洗練された手がかり集合への着目は、まさしく熟練技能と呼ばれるような挙動として結実する。しかし、あたかも行為主体にとって有意な情報がその手がかりそのものにそなわっているとして、その手がかりとなった環境特徴に対して特権的な地位を与えてしまうことは、先に指摘した伝統的な認知科学の技能観に回帰してしまっている。この刺激-応答関係をアフォーダンスとみなすような安易な結論、結果としてこれを「環境にナビゲートされる」ことの意味として安易に解釈することは、狭い意味での生態学的アプローチの域を出ない。

本研究における立場は、ここで可能なすべての手がかり集合の中から、環境の基準に対して高い生態学的妥当性を持つ手がかりの部分集合を見つけ、その手がかり集合に対して利用の妥当性を体現化する、この手がかり集合の獲得過程そのものが「環境にナビゲートされる」ものという意味で、広義のアフォーダンス概念の解釈を提案する。どのような手がかりに注目すべきか、その獲得過程が無限の自由度の中でたらめに決定されるものではなく、環境に潜在する有用な‘情報の構造’に逆らわずにナビゲートされることこそが熟練技能において重要であるとする解釈である。

3.2.2 技能をささえる知覚－行為循環

何らかの特別な手がかりが存在して、これに特定の行為が付帯するかのような刺激－応答図式に従えば、常に知覚は行為に先行しなければならない。しかし、手がかりの獲得過程においては、この図式が常には成立せず、仮の手がかりに対する行為、そして行為が導く新たな手がかりという知覚－行為循環に取り込まれる。

黄倉は、缶詰輸入倉庫で見られる打検と呼ばれる熟練技能を生態学的アプローチにより入念に分析した [123]。打検とは、輸入された缶詰を開封することなく、品質の悪い中身や基準外の重さの缶詰を、十万缶もの缶詰が流れるラインから即座に排除していくことを要請される仕事である。細い金属の棒で叩いてそこに現れる音を聞き分け、重量の1%にもみたくないわずかな重さ／軽さの差を知る棒叩きの技能は、行為もまた知覚そのものであり、決してどちらか一方のコンテクストぬきに切り離して捉えられるものではなく、双方が限定しあう相互依存関係にあるとする生態学的アプローチの立場を端的に示す好例と言える。

そこに至るまでの過程を外部観察者から見れば、煩雑で無意味な過程として捨象されてしまうかも知れない。A.Kirlikは、ステーキ職人が注文を受けてから鉄板の上にステーキを並べるその特別のやり方に注目し、外部観察者から見れば一見カオティックにも見える煩雑な並べ方が、実は情報エントロピーの低減から見て非常に理にかなった行動で、多様な注文に対応できることを示した [82][83]。

エコロジカルエキスパート [83] と呼ばれるこれら熟練技能者の行為は、事前にすべてを知り得て、個人の内に備わる知識を環境の外に表出したというよりはむしろ、きわめて投機的に振る舞い、結果としての環境の変化により慎重に注目している。ここでの‘エコロジカル’という形容は、環境に対する働きかけそのものが環境を知ることにつながるという、知覚そのものが行為を、行為そのものが知覚を表すという相互依存的な知覚－行為循環を端的に表している。

3.2.3 個体学習手法に基づく学習分類子システムの導入

第2.6.4節でふれた通り、本章においては個体学習アルゴリズムとしてLCS（通常のLCSであるため以降は特には断らない）を採用する。個体学習としての導入に際し、逐次意思決定作業領域にLCSを適用したJ.GrefenstetteのSAMUEL[56][57]に倣った能動的行動獲得アルゴリズムを採用した [153][154]。

本章では、自律移動体が通路環境を壁に衝突することなく通過するために、環境中のどのような手がかりに注目すべきか、その注視点の獲得過程を計算機シミュレーションによって実現する。環境中に行為決定の拠り所とできるような環境特徴は千差万別に存在するが、その中から有意な部分へと注視するその配し先に注目する。ここでLCSは、直接には知覚－行為系列を学習するために導入され、通路環境を通過しさえすればどのような注視点であろうとこれを評価する機構については明示的に組み込まれていない。

J.Gibsonが主張するような「環境にナビゲートされる」という意味において、この注視点の獲得過程が方向付けられるのでない限りは、手がかり集合の獲得過程が場当たりので無法則なものとして得られることは、簡単なシミュレーション実験を通して確かめられるはずである。

3.2.4 関連研究

J.Gibson がアフォーダンス理論を提唱する上で「直接知覚」という表現を用いたためか、環境と行為とのあいだにほとんどズレがなく、あたかもアフォーダンスがある行為を一意に誘引しているものだと誤解されることが極めて多い。実際、ユーザの特定の行為を直接に導くような人工物設計を提唱する D.Norman のユーザ中心デザインのような成功例 [73][95][114] も少なくはないが、これがアフォーダンス概念の指摘する真意のすべてではない。J.Gibson 自身は、知覚系を通して受容された刺激に外界情報が分解還元されていて、これを再構成することで間接的に環境（対象）を認識するという間接的認識図式を否定したかたに過ぎない。環境と行為との循環的カップリングを通してそこに意味が生成するのであって、環境と切り離して行為の意味を語るなのであっては、生態学的アプローチを導入する意義が失われてしまいかねない。

実際に、アフォーダンス概念の導入を謳う数々のロボット研究、インタフェース研究のうち、「環境との相互作用」の重要性に焦点をあてた研究としては、羽倉 [62] や岡田 [118] らの研究が挙げられる。羽倉 [62] らは、アフォーダンス概念が示唆する「環境の主観的な知覚」の表現として、環境との相互作用を通じて内部モデルを獲得するロボットを計算機シミュレーション上で実現した。一方、岡田 [118] らは、雑談のような日常会話の場における発話行為が、事前に用意されたプランに従っているというよりはむしろ、アフォーダンスで示唆されるような環境にナビゲートされるかたちでボトムアップに組織化されていくことを、計算機上の行為主体および実機ロボット同士の会話により確認している。このような振る舞いがボトムアップに組織化される際には、膨大な自由度の破綻が懸念されるが、人間の場合は相互作用を通じてアフォーダンスのような行為者と環境との間に予め潜在する情報をピックアップすることによって自身の振る舞いの自由度を低減させ、その時々脈絡に沿った会話へと収斂させている。

本研究においても、単に特定の行為を直接に誘引するような環境の形状特徴をしてアフォーダンスと呼ぶような狭義のアフォーダンス解釈ではなく、「環境との相互作用」に注目する点で研究の方向性をともにしている。しかし、「環境にナビゲートされる」ことの解釈が、行為主体と環境との相互作用関係の変遷そのものまでをも方向づける情報として**広義のアフォーダンス**を定義したという点で、本研究の特徴がある。後成説的な説明記述としてのみ解釈されるアフォーダンス概念ではあるが、本研究のように工学的な視点からその相互依存関係を明らかにすることで、これを十二分に踏まえたシステム設計論へと展開できる可能性を示す。

3.3 手がかり集合獲得過程のシミュレーション

3.3.1 注視点獲得過程における知覚と行為の相互依存

ここでは、認知的資源配分問題の一例として注視点の獲得過程を対象とした。環境に満ちた膨大な情報の中から無限ではない認知的資源の制約下で、さらに有限の時間内に環境中のどのような手がかりに注目すべきか。先に引用した探り杖の逸話のような、ふだん人間が経験する技能の熟練過程がまず連想される。新規に遭遇した環境や不慣れな杖使いにおいては、不足した情報を補うためにあらゆる方向へ注意が注がれ、客観的な評価ではその注視先を同定することが困難である。しかし、その環境での経験を重ねるうちに注視点の乱立は減り、明らかに特定の場所のみ注がれ、そ

の注視先も客観的に意味づけが行い易いものとなる。

このように注視点の乱立が、その環境での経験を重ねることで、対象の特定箇所に注視先が限定されていく過程を行為主体にとっての学習と捉え、客観的に見て行動意図と整合性を有するような説明を与えられるような行為系列を熟練行為と呼ぶことにする。ただし、我々が着目すべきはそういった結果としての注視先が行為主体にとって予見的情報を提供するような特徴であるか否かに関する事後的な説明記述ではなく、それら注視点の巧みな配し方、これに至る注視点の獲得過程が、行為主体に予め与えられたプランのような確定的な獲得過程ではないことを確かめるため、注視点制御に関するモデルについては恣意的には用意しない。

3.3.2 シミュレーションの設定

対象とするのは、一般的なオフィス環境の通路通過を想定した自律移動体で、その構成は本体サイズを幅 36cm、長さ 56cm、高さ 68cm とした。自律移動体は、7 個の超音波センサ (S1~S7) を正面方向に対して 0 度、± 30 度、± 60 度および ± 90 度の方向に向けて固定されて搭載される。センサが測定可能な距離は、自律移動体の中心から 40cm の距離から最大 500cm の間に限られる。可能なモータコマンドとしては、move Forward (直進する)、turn Right (右に 15 度方向を変えて進む)、turn Left (左に 15 度方向を変えて進む) の 3 種類に限定し、1 ステップ時間に 20cm 進行するものとする。

学習アルゴリズムとしては LCS を基とした能動的行動獲得アルゴリズムが採用されるため、まず状態行動対としての行動規則 (クラシファイアルール) を規定する必要がある。ここでは各時間ステップにおける各センサ方向の距離情報を便宜上 4 つの離散領域に分け、i 番目の超音波センサの反射波による計測距離がどの領域 Layer n ($n = 1, 2, 3, 4; 1$: 最近接, 4 : 最遠方) に属するかを (Si:Ln) と記述し、これを一つの '注視点' として定義する。さらに、これらセンサ情報の連言を前件部、自律移動体がとりうる 3 つの行動 (move Forward, turn Right, turn Left) のいずれかを後件部、とするような行動規則を表現する。自律移動体の一連の行動は、この行動規則の連鎖をもって表現され、通路環境を衝突することなく通過するのに適切なルールセットを獲得することが学習に相当する。LCS の進化計算としては、SAMUEL に倣ってルールセットを進化単位とみなし、ピッツアアプローチ的操作とミシガンアプローチ的操作とを組み合わせる。評価関数としては、壁に衝突せずに出発点から進んだ距離のみを採用する。行動規則の表記例を以下に、シミュレーション環境下の行動と行動ルールの連鎖との対応を図 3.2 に示す。

```
Rule1 :if (and ( (S2:L3) (S4:L4) (S7:L2) ) then (move Forward)
```

3.3.3 知覚-行為規則群の獲得と進化型計算

知覚-行為規則の集合を個体とみなし、その個体数を 100 個体に固定して進化型計算を行う。進化型計算の初期化のフェーズにおいてのみ 8~16 個の間で生成するという制限を設けているものの、進化過程では個体内のルール数に制限は設けていない (実験では 30~70 個の範囲で変動していた)。ここでの試走は、L 字路や十字路など日常多く見られるような交差点の通過事象を想定し

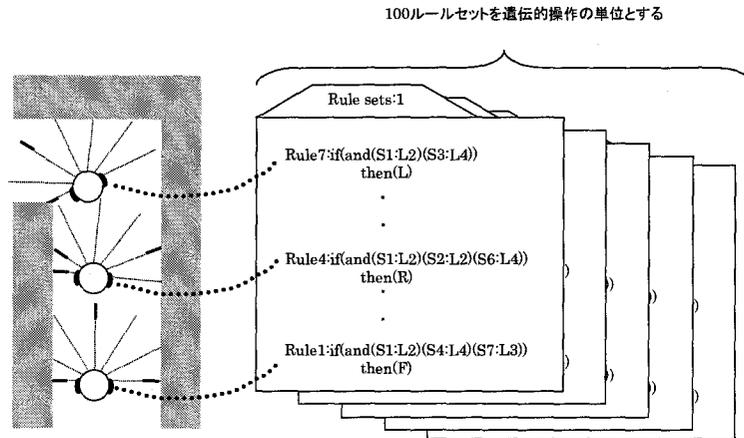


図 3.2: 自律移動体の行動規則の連鎖

たシミュレーションを行う。そして進化計算の各世代で各々の個体が持つ行動規則を発火させながら仮想通路環境内で移動体を走行させ、壁に衝突することなく交差点を通過することができるか否かの結果から各試走における個体の評価を行う。システムフローは図 3.3 に示す通りである。

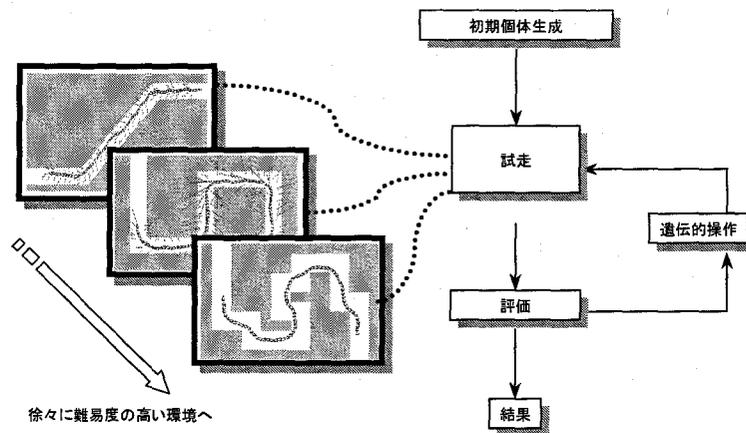


図 3.3: シミュレーション環境とシステムフロー

世代更新には、状態空間の一般化と特殊化 [154] という互いにトレードオフの関係にある両圧力に対応する遺伝的オペレータを導入する。ある行動規則に対して、より少数のセンサ観測を前件部に含むような行動規則に変更することは、そのセンサ観測値以外はどのような観測であっても発火され得ることを意味する (2.6.2 節で説明した don't care 項 '#' に相当する)。すなわち、行動規則の条件部が照合する状況の外延集合を拡大することに相当し、これを行動規則の一般化と呼ぶ。その逆、すなわち条件部に新たなセンサ属性に関する制約を付加して状況の外延集合を絞り込むことを特殊化と呼ぶ。本研究で用いた一般化オペレータは、

- 条件属性の脱落：着目する注視点の数を減らすこと
- 条件属性値域の併合：ある一つのセンサについて着目するレイヤの数を増やすこと

の2種類で、その具体例を以下に示す。

Rule1 : if (and ((S2:L3) (S4:L4) (S7:L2)) then (move Forward)

↓<条件属性の脱落>

Rule2 : if (and ((S2:L3) (S4:L4)) then (move Forward)

↓<条件属性値域の併合>

Rule3 : if (and ((S2:L3) (S4:L3,L4)) then (move Forward)

以上の逆の操作を行うのが特殊化オペレータである。さらに行動規則の後件部の行動をランダムに変更する操作を突然変異オペレータとして用意している。

本進化アルゴリズムにおいては、ランダムに生成した100個体の初期集団から初めて、これら試走→評価→世代更新のサイクルを500回繰り返したところで学習の終了とし、得られた行動規則の集合が持つ行動規則の前件部に含まれる記述を学習の結果として獲得された注視点と解釈する。世代更新のフェーズは図3.4に示す通り、Step1 ⇒ Step2 ⇒ Step3、の3段階ある。

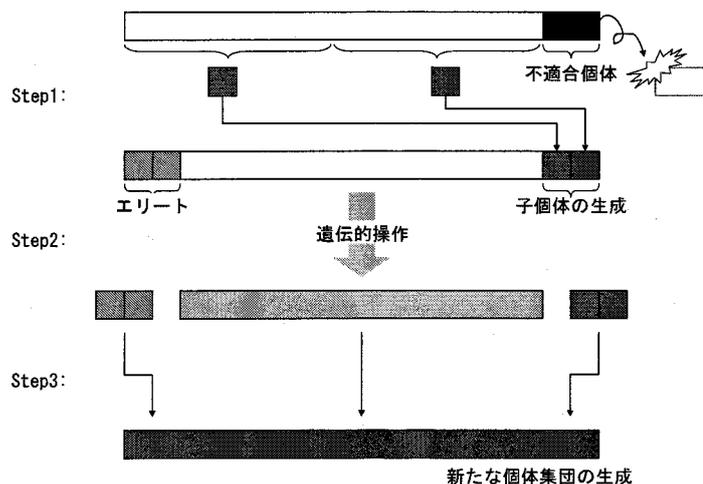


図 3.4: 遺伝的操作のフロー

Step1: 試走後、すべての個体を評価の順に並べ、まず評価の悪い下位10%の個体を無条件に棄却する。次に残り90%の個体からルーレット選択により親個体を選定し、その交叉により得られる子個体で損失した10%の個体を補填する。Step2: 集団のエリートとして10%の個体と、生成されたばかりの10%の子個体とを除いた残り80%の個体について上述の遺伝的オペレータ（一般化、特殊化、突然変異）を適用する。遺伝的オペレータの適用は各個体を構成する各々の行動規則に対して、一般化、特殊化、突然変異のオペレータをそれぞれ40%、40%、20%の確率で適用する。

Step3: エリート、子個体、進化個体を加え、次世代の個体集団を生成する。ここで特に一般化、特殊化のオペレータについては等確率にランダムで適用されるため、設計者が恣意的に集団に対して一般化や特殊化の方向づけを行うことはないことに留意しておく必要がある。

また試走のフェーズにおいて個体の中の複数の行動規則が同時に発火する（競合状態）ことが懸念されるが、本進化アルゴリズムではランダムな選択により競合を解消する。発火の際に同時に発火可能な行動規則が複数ある場合には、各行動規則の強化値に比例した頻度で選択するルーレット選択など恣意的に選択確率を制御する方法が知られるが、本章においてそれら恣意的な競合解消のアルゴリズムを設けないのには、1) 競合解消の過程に複雑なアルゴリズムを適用することでルール選択の即応性が損なわれること、を危惧したことと、2) 世代更新のフェーズで行われる選択淘汰との二重の淘汰圧による冗長な処理を回避すること、の両方を考慮したためである。

ここで注視点を洗練させていく熟練過程は、知覚一行為の体系としての行動規則をより適応的な振る舞いを産出できるものに洗練化していくプロセスであり、その体系を行動規則に反映できるまでは行動主体の振る舞いは稚拙で、ぎこちないものとなるものの、ここで培われる多様性の蓄積はその後の学習を方向づける上で重要な意味を持つ。

3.4 環境からの制約に導かれる注視点創成過程

3.4.1 機械学習研究との視点の差異

図 3.5 に示すような、道幅 300cm の通路環境を壁に衝突することなく通過することをタスクとするシミュレーション実験を行った。それぞれ異なるランダムシードを与えて発生させた初期ルール群から学習をスタートさせた異なる実験を 20 回行い、得られた結果の平均によって検証を行った。図中に示される線分は、実際に学習後に自律移動体が配した注視先をシミュレーション画面上にプロットしたものである。

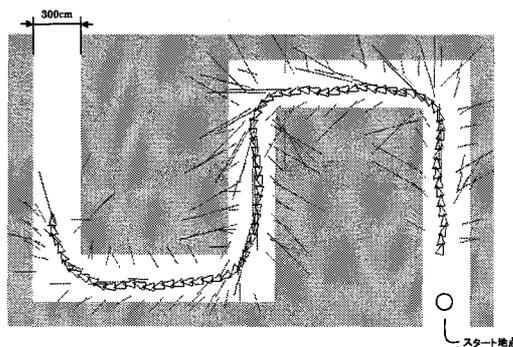


図 3.5: 目標としての通路環境

数 10 世代の学習の後、自律移動体は所与の通路環境において壁に衝突することなく通過することが可能になった。従来の機械学習研究とわれわれとの視点の差異は、単に自律移動体が通路通過が出来るようになったという事実ではなく、各交差点で配されている注視点の総数が学習の進行に

伴って減少していく事実注目した点である。学習の初期には自身の近傍に散在するように向けられていた注視点が、学習の進行に伴って進行方向とは反対の壁側に向けられるようになる。さらに学習を重ねることで、自律移動体自身の進行方向遠方へ注視点を移しながら、直進性の行動が続くような系列が見られるなど、先に引用した探り杖の熟達過程のようにあたかも人間の注視点制御の熟達過程のような遷移が確認されたことは興味深い。ここで留意すべきは、このような注視点遷移が設計者の意図的な方向づけに従うものではないことである。

3.4.2 環境知覚と行為の組織化

前節の実験において、あるコーナを通過する自律移動体の行動系列に着目したところ、学習の進行に伴って環境に配られる注視点の総数が減少し、さらには自身の足元（近接空間）に配られていた注視点が自身の進行方向の遠方（遠隔空間）へと遷移していくのが観測された [153]。この様子を顕著に表している一例を図 3.6 に示す。

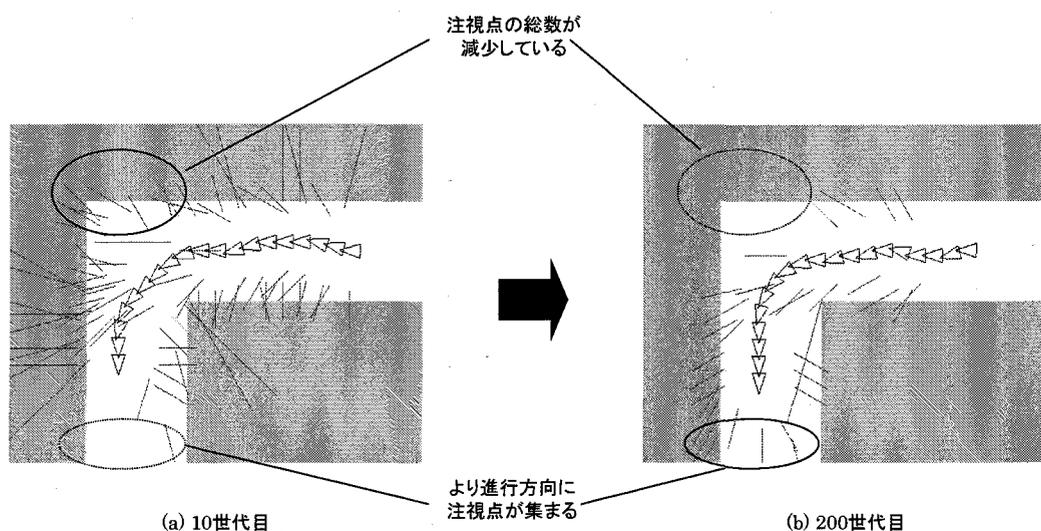


図 3.6: 自律移動体の注視点の遷移

本実験においては、前件部の収束方向や注視点の総数の増減に関して設計者としては学習アルゴリズムに対して明示的には何ら方向づけを行っていないにもかかわらず、人間の熟練行為に類似とも思える注視点の遷移が見られたことは、自身の内部に予めインプリメントされたものではなく、環境との相互作用によりそのようなバイアスがかけられた結果であると言える。すなわち環境からの制約に導かれることで注視点が創成したものと考える。

また注視点の総数が減少していくことは、行動規則の前件部が照合する外延空間を拡大することに相当し、その行動規則が適用可能な環境状況の総数は逆に増える。すなわち“環境の見え”については一般化が行われたと言える。その一方でそれぞれの“環境の見え”については異なる行為が特定されることとなり、行為については分化が起こっていると考えられる。すなわち、どのような注視点が発覚されたかが、どのような行為が組織化されたかとほぼ同義的に現れることが示されて

いる。

3.4.3 環境からの制約に導かれる注視点

この行為についての分化を確認するため、図 3.5 の環境における学習の過程において獲得された行動規則集合の中から、特に後件部に同一の行為を持つ行動規則毎にその前件部のいずれの方向に最も注視点を配しているかの注視頻度を各世代ごとに累積した図 3.7 に示すようなグラフを作成する。

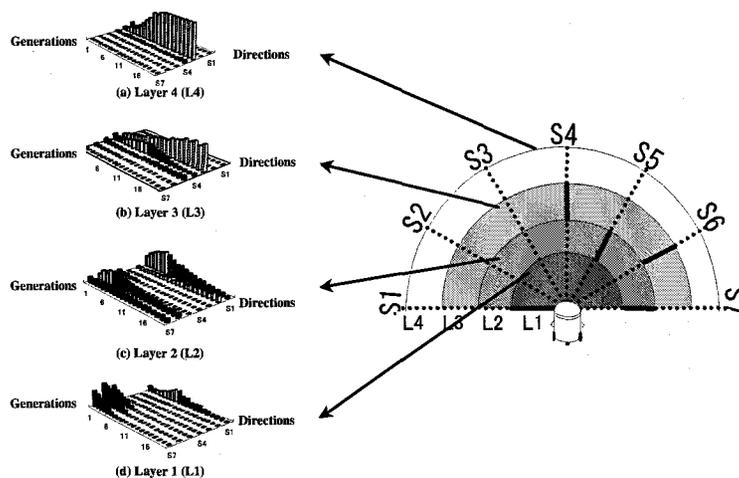


図 3.7: 各レイヤにおける注視頻度の積算

またこれを詳細に解析する上で、特にレイヤ 4 について注目するため、図 3.8 にレイヤ 4 の注視点に関するグラフのみを示した。ここでは初期乱数シードの異なる 20 回の実験で得た成功個体のうち、それぞれ上位 10 個体のエリート個体全てについての平均をとった。

グラフは横軸がセンサ方向 (S1~S7)、縦軸が世代 (0~500) を表す。垂直軸は、各々のセンサについて、この方向での知覚が行為として L,F,R (turn Left, move Forward, turn Right) のいずれを規定しているかについてその注視点を配した頻度を示している。図 3.8 では、左から順に灰、白、黒のグラフがそれぞれ L,F,R に相当する。図 3.8 で、学習初期には万遍なく配されていた注視点が学習に連れて分化し、明らかにそれぞれの行為については明確に前件部が生成し分けられていることが確認される。

次に距離方向の遷移としては、図 3.7 において 4 つのレイヤ間の変化に注目すると、自身の足元 (近傍) から進行方向の遠方 (遠隔) へと注視点が遷移することが確認される。ここではそれを確かめるべく、左曲がりの後件部に持つ行動規則のみについて注視頻度を調べた。図 3.8 と同様、20 回の実験からそれぞれ 10 個体ずつのエリート個体全てについて平均をとったグラフを図 3.9 に示す。図 3.9 から明らかなように学習の初期 10~40 世代では、自身右側のセンサ (S6,S7) の近接空間 (第 1,2 レイヤ) で壁を注視していた注視点が学習に伴って減少し、自身左 30 度前方 (S3) すなわち自身の進行方向の遠隔空間 (第 3,4 レイヤ) で広がりを見せるような注視点が増加しているこ

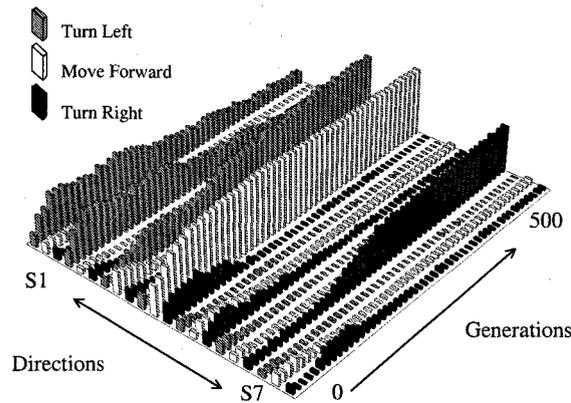


図 3.8: 行為のレパートリに依拠した注視点の分化 (第 4 レイヤ)

とが分かる (図 3.9(c)). 図 3.8 や図 3.9 で行った平均値による評価との類似性から, 図 3.6 での議論を一般化出来ることが分かる.

今回適用した能動的行動獲得アルゴリズムでは, 行動規則の前件部の変化については一切のバイアスをかけていないにもかかわらず, 注視点が学習に伴って自律移動体自身の足元から前方向遠方へシフトし, かつ頻繁に注視されている方向が限定されていく様子は, 探り杖の熟練過程との類似点として確認でき, 大変興味深いものである.

3.4.4 必然としての注視点遷移

ここで我々は上述の注視点形成が行為の分化の過程で必然的に生じていることを検証するために, 身体的制約としてセンサの可到達距離を 400cm から 200cm に短縮した自律移動体を想定して実験を行う. これにより先の実験結果のように自身の遠方 (300~400cm 先) に注視点を配ることは不可能となる. センサ長さ 200cm にて図 3.5 の環境を学習する実験を 20 回ずつ行った結果, ここでの失敗事例を顕著に表した例を図 3.10 に示す. ここでも注視点の配置先について詳細に議論することは焦点でないことから, 例については無作為に選出しているが, 失敗個体の 80% が第 3 コーナ (図中○部分) に行き詰まっていたことから, 自律移動体にとって第 4 レイヤまで注視点を伸ばさないことは, 第 3 コーナを通過するためのルール生成を困難にしていることが分かる.

実験より, 行き詰まっている第 3 コーナでは左へ舵をとる行動規則の発火が失敗の原因であることが分かった. センサレンジの短い自律移動体にとっては第 3 コーナ右下の凹角へ配した第 4 レイヤの注視点, その方向へ広がりを持つかのこどく錯覚を生み, その方向へ舵をとった結果失敗が生じている. センサレンジが短いからといって右曲がり不可能なはずはなく, 左曲がりと右曲がりを同時に経験する上で左曲がりと右曲がりの行為を明確に区別する前件部の生成がこのセンサ範囲では出来なかった. ここで第 4 レイヤにおいて生成される前件部について各行為別の注視点度の

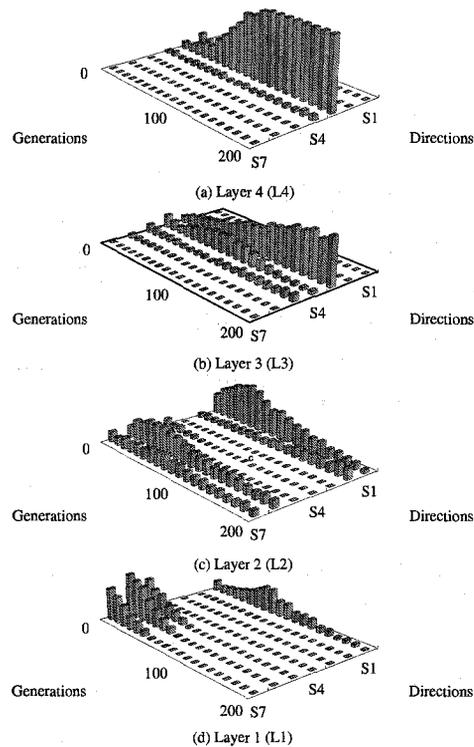


図 3.9: 学習に伴う注視先の変化

グラフを図 3.11 に示す。図 3.8 に示した先程の場合とは異なり、学習が進行しても行為による分化が明確には見られず、各注視点は平均的に配されたことが失敗の原因であることが分かる。

従って同一のアルゴリズムであるにもかかわらず異なる行為を弁別可能な前件部を生成出来るか否かの差異は、自身の 200~400cm 先の情報を取得できるか否かの差であり、センサ長さが 400cm まで取得可能であるならばこの領域まで注視点が遷移することは、行為を明確に区別する上での必然であると解釈できる。以上のことから、環境の一般化概念を獲得する過程（前件部の不要な注視点を捨象する過程）は行為については分化を行なっている過程（異なる行為を明確に弁別可能な箇所へ注視点を配する過程）であるとも言える。行為を決するための情報を自身のより前方へと求めるための動機は自身の内部に特別な埋め込みを行った結果ではなく、自らの身体を介して環境世界にインタラクションを求めた結果、「環境にナビゲートされる」ことで得た手がかり集合であることが分かる。

ここで知覚-行為系列の中に埋め込まれているはずのある知覚-行為対をスナップショットとして抽出して分析することは意味をなさず、学習を方向づける形で事後創発的に行為を弁別するに十分な手がかりが獲得されたものと考えべきである。知覚というものは、プリミティブな物理次元に対応して刺激に反応することを意味しているのではなく、複雑な知覚情報の中から行為を分化するに足る情報についての能動的探索として解釈すべきであり、このような知覚-行為循環の理解こ

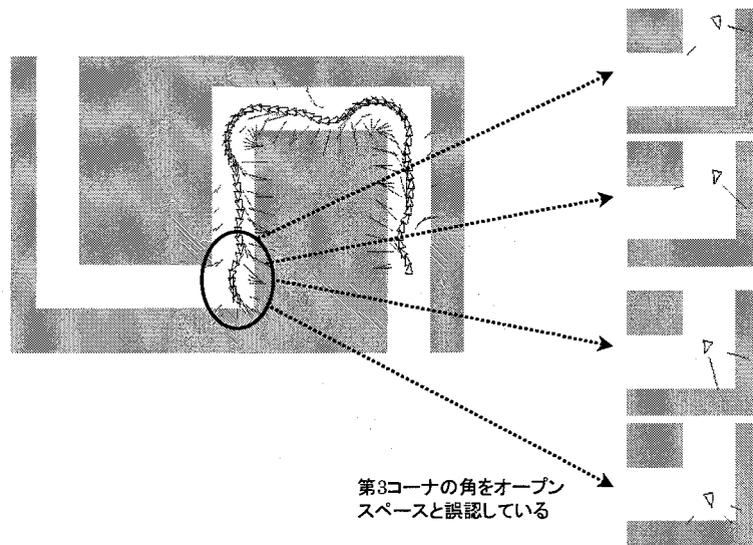


図 3.10: センサ長さを制限された自律移動体のデッドロック状態の例

そが、「環境にナビゲートされる」という J.Gibson の示唆を十分に踏まえた広義のアフォーダンス解釈の体現である。

3.5 学習を方向づける教示戦略に関する考察

本章における第二の論点は、先の実験で確認された「環境にナビゲートされる」学習の方向づけという広義のアフォーダンス解釈から、自律移動体の教示法として積極的に利用する方法についてである。

3.5.1 環境提示順序による教示法

新たな環境に遭遇するような状況を仮定するとき、自律移動体の行動規則を新たなルール群に交換するなど直接に性能を改善しようと試みることは、従来の認知科学的な技能観を脱していない。どのような環境が存在するか未知である中で、遭遇する環境毎に新たなルール群を前もって用意することは現実的ではない上に、行為主体と環境との相互依存的な関係の中に行為系列が埋め込まれているならば、これを直接に置き換えるといった学習観には限界がある。

そこで、先の実験で確認された「環境にナビゲートされる」手がかり集合の獲得過程を積極的に利用し、環境との関わり方そのものに変化をつけた教示法を提案する。具体的には、前節で超音波センサの可達範囲を 200cm に制限されたことで所与の通路環境を容易には通過出来なくなった自律移動体を対象に、目標の環境を通過する前に別の環境を教材として経験させることで、学習の収束の方向性が変化し、行動系列の獲得過程に別の方向性をつけることが期待される。ここでは自律移動体が目的の図 3.5 環境を経験する前に、図 3.12 に示す 3 つの異なる環境を教材として用意

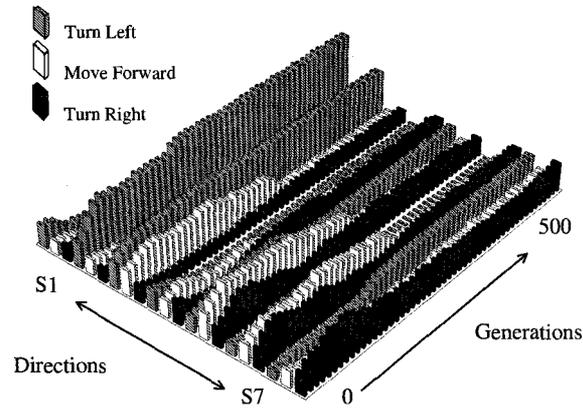


図 3.11: 分化に失敗した注視先の例 (センサ長さが制限された場合の第4レイヤ)

した。

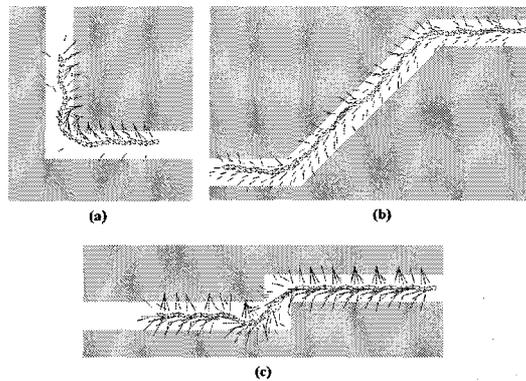


図 3.12: 教示環境として用意された異なる3つの通路環境

道幅は目標環境 (図 3.5) と同じく 300cm であるが、形状はそれぞれに異なる目的で用意された。自律移動体の行動系列の前件部を予め右方向へ方向づけることを目的とした、単純な右曲がりを要求する教示環境 (a)。次に、緩やかなカーブを経験させることで左右両方向に曲がる経験を方向づけることを目的とした、緩やかなカーブ (135度の鈍角) の教示環境 (b)。最後に、左右両カーブを連続させて経験する前件部形状を事前に分化させてしまわないよう複雑な状態にすることを目的に、交差点間の距離を最小 (0cm) にした教示環境 (c) である。

3.5.2 前学習の教材としての環境

用意した3つの教示環境においてそれぞれ500世代まで学習が進んだところで、目標環境下での学習を始める。ただし、教示環境(a),(b)については500世代まで学習したところで集団の90%が成功しているのに対して、教示環境(c)では40~50%の成功個体率であったが、そのまま転用することにした。図3.12に示したのは、それぞれ500世代まで学習した成功事例の中から無作為に選出した一例である。ここでも注視点の配置先について詳細に議論することは節の論点ではない。500世代まで前学習を行い、その後目標環境である図3.5において500世代の再学習を行う実験を、それぞれ異なるランダムシードで20回ずつ行った。20回の実験で得られた全個体についての成功個体率の平均を図3.13に示す。前学習の効果が見られたものは教示環境(c)のみであり、目標環境に移した当初は集団の1~5%しか成功しなかったものが、20%の成功率はおさめるように改善が見られる。

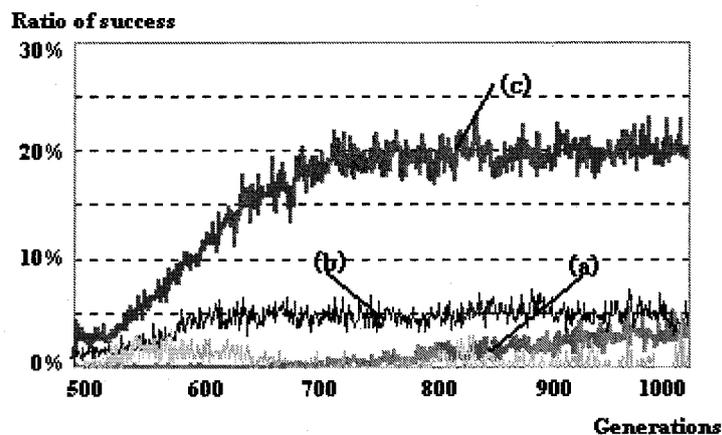


図 3.13: 教示環境の前学習における成功率の変化

3.5.3 行為の分化と多様性の維持

ここで前学習が前件部の生成においてどのようなバイアスをかけたのか、これを検証するために、前学習から再学習にかけて変化した注視頻度のグラフをそれぞれの環境毎に生成する。ここでは特に教示環境(b),(c)をそれぞれ前学習の教材として選択した場合の第4レイヤについてのみ図3.14, 図3.15に示す。ここでは図3.8, 図3.9と同様、20回行った実験で得られた成功事例の中で上位10個体ずつのエリート個体の全てについて平均をとった。

前学習を行っていない場合(図3.11)と、行った場合(図3.14, 図3.15)との差異は行為による分化が明確に行われているか否かの差異を生んでいる。図3.11と図3.15の比較からは適度に平易な環境を前学習の教材として経験させることで、前件部の分化をある程度進めてから転移させることが出来たことが有効であったと考えられる。一方、図3.14と図3.15の比較からは、前述のような前学習時での行為による分化が行われていても、必ずしもこれが後学習時に貢献をもたらすもの

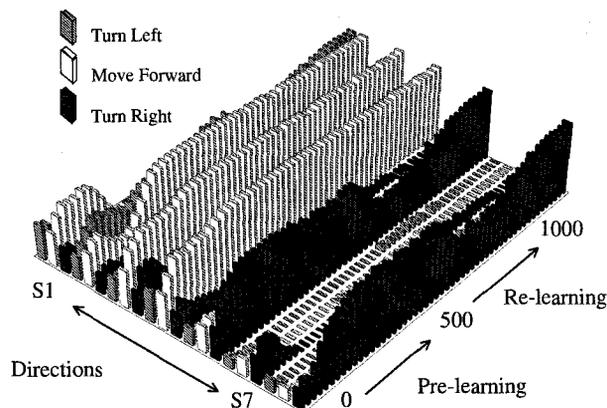


図 3.14: 教示環境 (b) を前学習した場合の目標環境における注視先の分化 (第4レイヤ)

でないことも認められる。すなわち図 3.14 においては、前学習終了時 (500 世代) にすでに行為による分化が十分に進行しており、このことがその後の異なる環境下での後学習に対して新環境に適合した行動規則の生成を不可能なものとしているのに対し、図 3.15 では、前学習中期から終了時に維持されている知覚-行為の体系付けにおける多様性の存在が、その後の柔軟な行動規則生成に寄与したところが大きいことを示唆している。教示環境 (c) の適度な難易度が前学習における不確定性を維持したため、教示環境 (b) で見られたような過学習を回避することが出来たと解釈出来る。

学習主体の取り組みに対して、教示者の側から目標課題を平易な予備課題へと展開するような教示手法をスキヤフォールディングと呼ぶが、本研究の示唆は教示者の側が想定した‘平易さ’が必ずしも学習主体の技能獲得に結びつくとは限らないことである。これは、生田 [75] が指摘しているように、伝統的な技能継承の現場においては、‘わざ言語’と呼ばれる実際の振る舞いを婉曲したような表現がなされることが多く、これらは客観的記述というよりはむしろ主観的な内観表現であることが多い。伝統的な熟練技能継承の一つである徒弟制度において、師匠がわざについて直接は語らないという積極的な秘匿は、これら環境にナビゲートされるような学習過程が個体ごとに異なり、環境との相互作用に埋め込まれているそのような学習過程を無視し得ないことを経験的に知り得た可能性がある。熟練技能継承において、共同した手がかり集合に対する意味づけのプロセスについては次章で詳しく取り扱う。

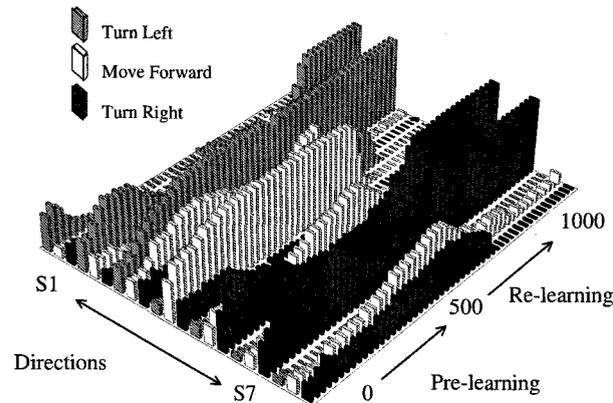


図 3.15: 教示環境 (c) を前学習した場合の目標環境における注視先の分化 (第4レイヤ)

3.6 結言

本章では、LCS を個体学習手法として採用した自律移動体の注視点獲得過程に関する計算機シミュレーションを通じて、注視点獲得過程を方向付けるバイアスが環境との相互作用に必然的に潜在することを明らかにした。このことから、ある行為を誘引する単なる刺激としてアフォーダンスを狭義に理解するのではなく、行為の妥当性を得る手がかり集合の獲得過程そのものを方向付けるものとして広義のアフォーダンス解釈が可能であることを示した。次に、この広義のアフォーダンス概念を積極的に利用した環境提示による教示手法を提案し、センサの可到達距離が制限された自律移動体に直接に新しいルール群を置き換えるのではない、環境のバイアスを踏まえた教示戦略の一例を示した。本章の結論を箇条書きにまとめると次の通りとなる。

1. 「環境にナビゲートされる」ことの示唆は、静的な刺激-応答対としてアフォーダンスを捉える狭義の解釈ではなく、手がかり集合の獲得過程そのものを方向付ける動的な制約構造として環境との相互作用を捉えることである。
2. LCS を個体学習手法として導入することで、「環境にナビゲートされる」この動的な制約構造を抽出することができることを示した。
3. 広義のアフォーダンス解釈に基づき、これを積極的に利用した環境教示手法の有効性を示した。

第4章 対話型技能継承支援システムの設計

徒弟制度の特徴の一つに、わざに関しての積極的な秘匿が挙げられる。たとえば壺づくりの工房で、物見遊山の客には壺の作り方を懇切丁寧に教えるが、逆により真剣に壺づくりに関心のある新人に対してはかえってそうした教授を拒否するという戦略がとられている [157]。こうした積極的な秘匿は、巧みな動機心理学として、逆に学習者への動機付けという機能や、技能の単純な組織的反復を避けた新たな洗練と革新を取り入れるための組織的枠組みが潜伏している。師匠が弟子に伝えているのは、技か、それとも技に対する姿勢なのか。

4.1 緒言

技能表現の詳細化不可能性から [129]、技能についての明確な記述を避け、師匠-弟子という構図で人から人へ技能を受け継ぐ徒弟制度への期待が否応なしに高まる。冒頭に引用したような積極的な秘匿という教授戦略は、継承者の側からの能動的・積極的な学習への参与を促すばかりではなく、組織的な技能維持の戦略でもある。企業固有の技能をひとたび技術化してしまうと、技能がそこで固定化したり、競合他社へ流出してしまう危険性が高まるため、あえて技術化を回避することで、常に精練された創意を含む熟練技能のあり方が問われる。

しかし徒弟制度とは、ともすれば場当たりの教授戦略に陥りやすく、ただ何の方策もなく実践の場に放り出されるだけの“体制化されていない OJT”など、学習の失敗について誰も正式な責任をとらないという不透明さが指摘される。新人の技能不足を理由に重要な仕事を任せずに、単純労働にこき使ったり、新人が習熟することで潜在的なライバルを育ててしまうという技能継承の矛盾から、新人の学習を故意に妨げるなど消極的な意味で技能が秘匿されることも起こりうる。

そこで本章においては、生態学的アプローチの立場から実際の技能継承の困難さを分析し、このプロセスを対話型 LCS を導入したエージェントとの共同作業の場面とみなす技能継承支援システムを設計し、徒弟制度的な技能継承の正の効果を人間-機械協調系設計の立場から支持する取り組みを行う。具体的には、画像センサのメンテナンスエンジニアのチューニング作業を対象に、チューニング操作に必要な手がかり集合獲得の熟練過程を支援する。前章で示したような「環境にナビゲートされる」ような技能創成過程を踏まえ、(他者を含む) 環境との相互作用自体をデザインする技能継承支援のための新たな人間-機械協調系設計のための設計指針を探る。

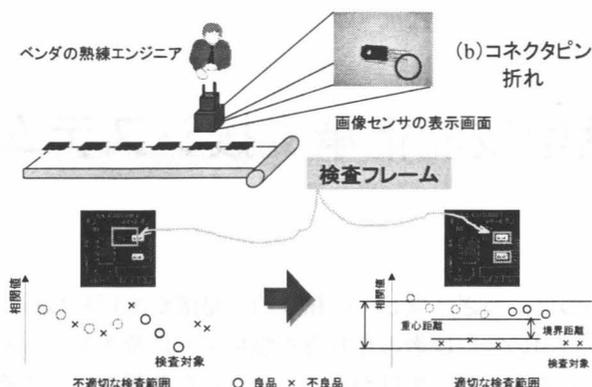


図 4.1: 対象となるセンサチューニング作業

4.2 現場での技能継承

4.2.1 保全作業における技能継承

本章においては、ある保全作業を例に技能継承の困難さを調べることにした。保全作業は、製品の機能を再生させるという広い意味での「ものづくり」行為だと解釈できるが、利益に直結し難いため業務改善計画の中でもあまり評価されないため、この保全作業の技能継承がこれまで積極的に体系化される機会は少なかった。また、事前条件を整備しやすい製造工程と異なって、故障や環境条件の変化が突発的に発生したり、故障ごとに対処の内容がまちまちであるなど極めて状況固有性が高く、体系化そのものに適していない [105][106]。

その結果、作業を行っている当事者以外には、その操作が場当たり的に見えるなど、技能が極めて属人的で個性が高い。したがってこのような保全作業における熟練技能を若手労働者へ継承することの効果はもちろんのこと、製品の使用者にとっても自ら保全や管理、調整を行うことができれば、サービスエンジニアの負担が大幅に軽減されることが期待されるなど社会的要請は逼迫している。

4.2.2 画像センサのパラメータチューニング

本章では特に、工場の生産ラインを流れる製品群の中から良品/不良品の判別を自動化するFA(Factory Automation)用画像処理センサのパラメータチューニングに関する技能継承に注目する。画像センサの検査枠の位置・サイズを変更し(以下、オペレーションと呼ぶ)、ある製品について結果として特定された検査枠が、良品と不良品とを分かち不良箇所を適切に取り囲むことができれば、画像センサはラインを次々と流れてくる製品群の中から良品/不良品をそれぞれ自動的に判別することができるようになる(図4.1)。

ここで「適切に取り囲む」とは、囲んだ範囲の部分画像の相関値が、良品と不良品とを分かちの有意な値になることを指す。例えば図4.2に示すようなICに見つかるピン折れ不良の場合、3本ほどのピンを囲むくらいの大きさとすることが適切なサイズとされていて、これよりも大きすぎ

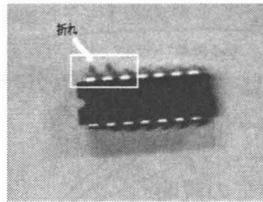


図 4.2: 不良品検出の事例 : IC ピンの折れ

ても、小さすぎてうまく不良品を検出できなくなる。不良箇所の種別や発生場所、照明など考慮すべき状況因子はさまざまであり、さらに顧客ごとに取り扱う検査対象が異なるため、ある特定の検査対象にしか通用しない固有の検査枠を逐一記憶していくことは適切ではない。実際に、熟練したサービスエンジニア自身、検査対象ごとに特定の検査枠の特徴を記憶しているのではなく、現場で検査対象を見てから初めて試行錯誤によって検査枠を特定しているの、むしろこの「検査枠の同定の仕方」自体を技能として取り扱わなくていけない。熟練したサービスエンジニアが実現しているのは、検査対象や画像センサといった環境からの情報を豊かに利用している、すなわち前章で議論した「環境にナビゲートされる」ことを実行していると言える。しかし、このようなチューニングのノウハウはきわめて属人的であり、個別的であるため、技術化することが困難なばかりでなく、技術化するための機会さえなかった。

4.2.3 技能抽出の難しさ

熟練技能を情報技術によって体系化する試みは、技能のデータベース化を図ったエキスパートシステムを中心として研究されてきた。しかし、そこには常に技能抽出の困難さが立ちはだかってきた [20][147][148]。熟練者自身が自分の技能を知識として整理していないことにまつわる抽出の困難さや、たとえ知識として体系化されていたとしてもその量が膨大であり、抽出の作業そのものが熟練者にとって負担となることなどが原因として考えられる。実際に熟練者からアンケートなどを通じて技能について説明を求めても、曖昧な表現での回答や、実際の行動と食い違う説明などが少なからず見受けられる。

たとえば、本研究で対象とするチューニング作業において、「どこでチューニング作業に見切りをつけるか」という事前質問を行ったところ、「良品と不良品の差異をほどよい大きさで囲むようにしました」という回答が返ってくる。しかし、この「ほどよい大きさ」という表現の中には、さらにいろいろな条件が含まれている。これを汚れた名刺を不良品とする検査の例で詳細な説明を求めると、「汚れが現れる範囲を包摂することは当然としても、『ギリギリ』の範囲で囲んでしまうと汚れ自体をサーチによって見つけられなくなってしまう。そこで、実際の汚れよりも『少し大きめ』に囲う。しかし、大きすぎて他の箇所を含んでしまうと、逆に文字部分の同定時に良品の相関値を下げてしまう...」。ここでも、『少し大きめ』などの主観的な表現が依然として残ってしまう。このように曖昧にしか自覚していない技能を、熟練者自身に外在化を要求すること自体、大きな負担であることが分かる。

4.2.4 実践的取り組みの必要性

本研究で対象とするチューニング作業については、実際の現場では次のような手順に従って技能継承が行われている。

1. 画像処理センサの原理や特徴についての説明
2. 簡単なサンプルワークを使った操作実習
3. パラメータ調整の実演と個別設定の指導
4. ステップ 2,3 を何度も繰り返す

アプリケーションとそのパラメータセットが特定できるものについては、ノウハウシートとして設定方法を書類化して他の使用者にも展開できるよう工夫してある。しかし、先に述べたように熟練者の技能自体が完全には体系化されていない上に、通常は顧客ごとに検査対象も、画像処理に関する知識もまちまちであることなどから、外在化された知識を「伝える」ことすらままならなかった。これには熟練者の多くが、「見習い技術者や現場の顧客にも実際にチューニング作業に取り組んでもらって、体で覚えてもらうことが重要である」と述べていることから、経験的に技能のすべてを伝え教えられるわけではないことを熟練者自身が認識しており、手順2で行わせる継承者自身の「実習」を重視していることが分かる。手がかり獲得の訓練手法について R.Stout らは、ビデオテープや教材のような受動的デモを通じて関連情報に注意を向けさせる *Passive System Prompting* だけでなく、実際にタスクを実践している最中に対象を強調するなどして関連情報に注意を向けさせる *Active System Prompting* が必要であることを指摘している [163]。

しかし課題の難易度が高ければ高いほど、見習い技術者や顧客が単独でチューニング作業に取り組むことも当然難しくなり、結局のところ熟練者が現場に足を運んで手取り足取り指導する負担が増すか、あるいは自らが再チューニングを代行しなければならないことが多かった。このように見習い技術者の側が、技能を体現化するまでのサポートもまた熟練者の負担となる。さらに技能の体現化が重要なことの要因には、熟練者が身に付けている技能の個性が挙げられる。ここで取り上げるような熟練技能の多くは、極めて属人的で個性が高いため、仮に技能が抽出できたとしても、これを継承者に対して直接に押し付けることができない。試行錯誤による実習を通して、継承者自身が自らに体現化するほかないのである。

以上の現状を踏まえて技能継承において解決すべきは、特に、1) 熟練者からの技能抽出の困難と、2) 見習い技術者自身の技能体現化の困難、という二つの課題であることが分かる。そしてこれら二つの困難とは、本研究で対象とするチューニング作業に限らず、熟練技能継承全般にわたって解決すべき課題でもあり、一般的なモデルでの議論が必要となる。

4.3 生態学的アプローチからみた熟練技能継承の整理

レンズモデルは、問題設定の違いによっていくつかのデザインパラダイムへと展開される。前章で紹介したように、判断と基準の双方から手がかり集合の妥当性を調べる *double system design* (図 2.2) は、主に単独の判断主体における認知過程の分析に用いられるのに対して、図 4.3 に示す *triple system design* は、異なる二つの判断主体と共通の基準に対して手がかり集合の妥当性を調

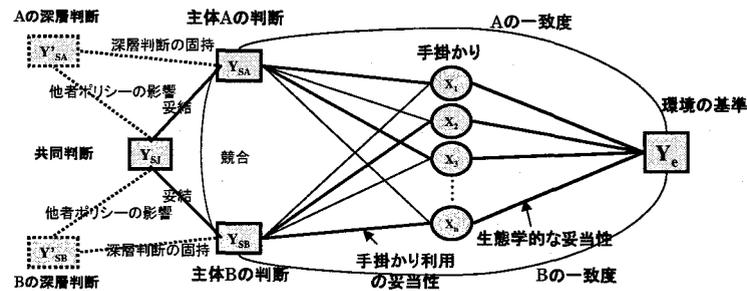


図 4.3: 異なる二者の判断主体に拡張された triple system design

べるものである。ここでは 2.4.5 節で示したように、徒弟制度的な熟練技能継承の場面を二人の判断主体における共同作業の場面とみなし、共通の手がかり集合に対する利用の妥当性の獲得に配慮しなかったことが技能継承の困難さにつながるものとして、生態学的アプローチによる整理を行う。

4.3.1 相互依存主義的な熟練技能継承

図 4.3 に示す triple system design は、主に複数の判断主体が共通の対象について判断を下す過程において、競合 (interpersonal conflict) と相互学習 (interpersonal learning) を分析するためのモデルである。ここではそれぞれ個別に獲得した生態学的妥当性と手がかり利用の妥当性が、二人の判断主体の同時的な判断過程で食い違った場合に、相互観察によって競合の解消や折衝が行われることを説明する¹。

実際、共通の検査対象を目前にした熟練技能継承の場面も同様の三項関係として説明することができるが、主体間の技能レベルの差が大きく影響するため、triple system design で想定する競合の解消や相互学習では、どうしても熟練者側に偏った位置で妥結してしまう。これを極端に表現するならば、単に継承者の側が熟練者の技能を観察し、一方的に歩み寄るように技能を継承しなければならないことに相当する。エキスパートシステムなどにより固有の知識を外在化することで、主体から切り離された技能を見習い技術者に押し付けることは、まさにこの見習い技術者の側が手がかり集合に対して利用の妥当性を発見するフェーズを無視してしまっていることに相当する。

このようなレンズモデルによる技能継承の課題の整理から、技能継承においてシステム論的な支援をする上では、技能そのものをいかに表現するかを問うだけでなく、その獲得過程を直接にモデル化するようなシステムデザインが必要であることが分かる。次節においては、この手がかり利用の妥当性に関する個別性を踏まえた支援システムの設計を行う。

4.3.2 異なる二つの相互作用過程

本節では前節での整理を下に、技能継承のプロセスを異なる二つのインタラクションプロセスへと展開し、これを媒介する対話型技能継承支援システムを提案する。ここで提案するエージェント

¹図 4.3 中のポリシーとは、主体が判断の拠り所とする各主体に個別的な基準で、詳細は 4.5.4 節で述べる。

は、画像センサに映る検査対象の画像情報から、適切な検査枠に近づくように検査枠の移動・サイズ変更のための操作をユーザに提示する。エージェントはルールベースの学習機構を備え、ユーザがエージェントの提示を受諾するか拒否かによってルールを修正・更新していく（学習モデルについては次節以降に詳しく述べる）。このように対話的にルールを更新していくため、インタラクティブするユーザの習熟度によって、このエージェントの位置づけが異なってくる。以下に、熟練者と継承者それぞれがユーザである場合のエージェントの役割について説明する。

まず、図 4.4(a) に示すように、熟練者とエージェントとが対話的にチューニング作業を進めていくものとする。これは熟練者からの技能抽出のフェーズを想定しているが、熟練者はエージェントが提案するオペレーションを適宜修正しながらチューニング作業を進めていけばよいので、実際のチューニング作業と比較して特別に技能継承のために負担が増えるということはない。ここでエージェントが学習初期に持つルールはランダムに生成されるため、事前に明確な行動規則群を持つわけではない。熟練者との対話を通じて各ルールを強化し、結果として triple system design における相互学習の妥結点が熟練者の手がかり利用の妥当性に近いルールとして獲得できることが期待される。

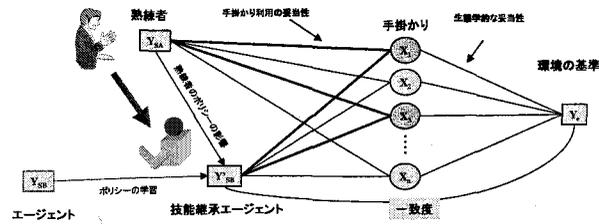
次に図 4.4(b) に示すように、継承者に熟練者とのインタラクションを経験したエージェントとの対話的なチューニング作業に取り組んでもらう。継承者はエージェントの提案を参考にできるため、熟練者の手を借りることなく継承者が単独でも十分にチューニング作業に取り組める。ここで継承者が単にエージェントのルールに倣うだけでなく、エージェントの側も提案をしながら継承者の受諾／拒否の反応をルールに反映させていくため、triple system design の相互学習と同様に継承者とエージェントの間で調停をとるような妥結点でルールが獲得される。このような仕組みにより、継承者が単独で技能の体現化に取り組めるだけでなく、取り出された熟練者の技能を盲目的に押し付けられるのではない、継承者自身の個別性をうまく反映した体現化が期待される。

このような二つのインタラクション、(a)において熟練者からの技能抽出を、(b)において継承者の技能の体現化を、それぞれ実現する。次節以降において提案するエージェントについて具体的に説明する。

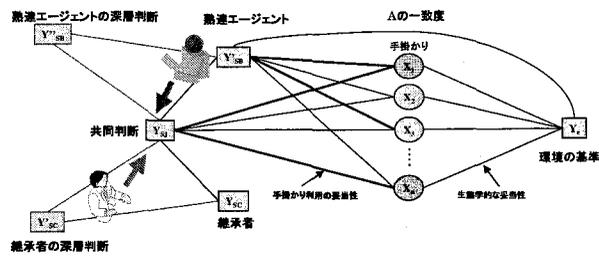
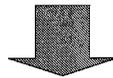
4.3.3 対話学習手法に基づく学習分類子システムの導入

レンズモデルにおいては、観察によって集められたデータ集合から、重回帰式などの線形モデルによって環境の基準と判断のそれぞれをモデル化し、実際に観測される実現値との一致度によって判断活動を分析する。本研究で対象とするチューニング作業に直接レンズモデルを適用するとならば、あるチューニング途上における検査フレームの位置や画像の状態が手がかりとなる。この手がかりが検査フレームをどのように修正すべきかという基準をどれほど示唆するかが生態学的な妥当性、この手がかりをどのように利用して次に実行するオペレーションを判断するかが手がかり利用の妥当性とみなすことができる。しかし、ここで次に示す二つの理由から、レンズモデルにおいて通常採用されるような線形モデルを、直接には本研究で対象とするチューニング作業の技能継承のモデルとして適用できない。

一つは、上述する判断の基準となるものが一回一回の作業においてユニークには定まらないことである。レンズモデルで説明される判断図式は本来、入力-応答関係がスナップショット的である



(a) 技能抽出フェーズ



(b) 技能継承フェーズ

図 4.4: Triple system design に基づく技能継承プロセスの理解

ことが仮定されているため、判断の基準はその都度得られることが前提となる。しかしここでとりあげたチューニング作業においては、判断の良悪が一連の系列的な判断の連鎖の末にはじめて明らかになるもので、逐一の判断には許容される複数の代替案が存在する。したがって本研究において必要とされるのは、オペレーションの系列的な選択過程を説明でき、かつ時間遅れを伴う判断の基準を反映することのできるモデルである。次に二つ目としては、支援システムが技能継承の様々な段階において異なる形態の技能を統一的に表現できなければならない点である。

そこで本章では、線形モデルによって手がかり集合と重み係数の関係を説明する代わりに、IF-THEN 形式で表現されるルール集合をユーザが対話的に選択することで帰納的に強化していく対話型 LCS (Interactive Learning Classifier System) を導入する (図 4.5)。ここで CS ルールの前件部には、手がかりとなる検査対象の検査枠近傍の画像情報が入力され、CS ルールの後件部からは判断となるオペレーションの提案が出力される。さらに、提示されたオペレーションに対してユーザが受諾/拒否といった反応を返すことによって CS ルールが強化されていくため、CS ルールの強化値が手がかり利用の妥当性を示すこととなる。逆に、手がかりの生態学的妥当性については、先述したとおりスナップショット的には特定できないため、一対一に ILCS の要素とは対応づけできない。しかし、ユーザ自身が、最終的に不良箇所を正確に特定できる検査フレームを目指してオペレーションを選択しているため、系列的なオペレーションの連鎖が結果として良/不良品判定というタスクに対して生態学的妥当性の高いルール集合へと収斂していくものと解釈できる。この対応付けを表 4.1 にまとめる。ただし、ここで導入される ILCS は、インタラクティブ性を重視

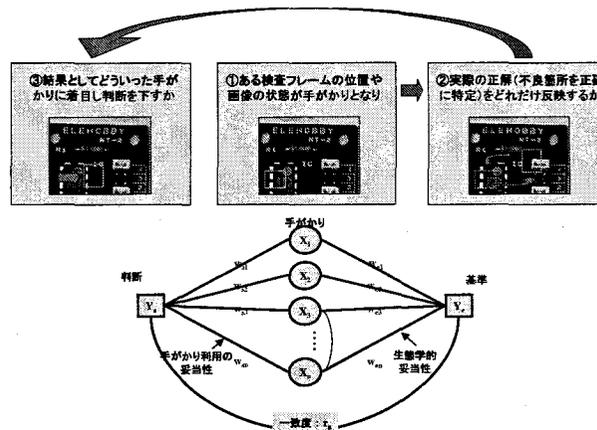


図 4.5: チューニング作業における判断のステップ

することから、ルールセットを評価するための評価関数を特には設けず、ミシガンアプローチによりユーザの評価を各ルールの強化値に反映させる。

レンズモデル中の各要素	図 4.5 中の記号	CS ルールの各要素
判断	Y_s	CS の後件部 (オペレーションの選択)
手がかり	$X_i i = 1, 2, \dots, n$	CS の前件部 (検査対象の画像)
手がかり利用の妥当性	$w_{si} i = 1, 2, \dots, n$	CS の強化値
手がかりの生態学的妥当性	$w_{ei} i = 1, 2, \dots, n$	*

表 4.1: ILCS のルールとレンズモデルにおける変数との対応

4.3.4 関連研究

語り得ぬ暗黙知を語らぬままに、人から人へと伝える一つの試みとして、スポーツ科学や人間工学における熟練研究がある。ここでは、スポーツ [172] や楽器演奏、剣玉の熟練技 [77] など、無意識に実行される高度な動きに見られる「コツ」を科学的・工学的な手法で、数量化・定式化することに成功し、熟練者自身が語り得ぬままに熟練技能と呼ばれる熟練者特有の技をある程度まで抽出することを可能とした。しかし抽出された身体知を無策に継承者へと伝えることはできない。身体的な個別性のみならず、学習ペースの個人差などから、身体知の教えも体得も千差万別で確定的な教育手法が見当たらないためである。逆に、物理的、解剖学的に無理な動作を強いることで、悪癖をつけてしまうなどの問題が指摘されており [116]、結局それらの身体知がどのように継承者の側に身についていくか、これについての配慮が欠如しては技能継承を成功裏に進めることは難しい。

2.4.3 節の分類に従えば、本章で提案する対話型技能継承支援システムは、大きくは環境型 CAI の ILE (Interactive Learning Environment) の一手法として分類できると考える。他に、相互対

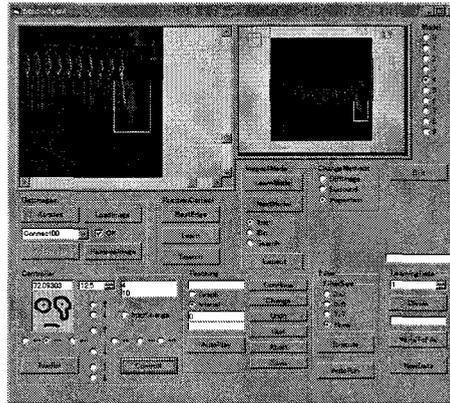


図 4.6: 開発した対話型技能継承支援システムの概観

話の中から構成的に学習していく知識構成主義 [126] に基づいた ILE 研究としては、大槻の双方向インタフェース [120] や植田らの CastingNet [173] がある。大槻は、学習者からもシステムからも同じように操作ができ、どちらが操作しても同じ結果が表示されるディスプレイシステムを通じて経験を共有することの学習効果を示している。植田らは、情報の体系化をハイパーチャートと呼ばれる可視化のための GUI を通じて支援しており、これも情報の共有が学習にもたらす効果を期待させる結果を得ている。しかし、これらは機械の側の学習を明示的に扱うものではなく、機械の学習が本章のように対話学習を通じてユーザの学習に及ぼす影響について言及するものではない。

4.4 対話型技能継承支援システムの設計

4.4.1 システムの概観

提案するエージェントとインタラクションするために、図 4.6 に示すようなユーザインタフェースを設計した。このインタフェースは主に 3 つのコンポーネント、すなわち検査対象を映し出す画像提示部、ユーザに提案操作を提示するオペレーション提示部、提案オペレーションの自信の程度を表示する表情アイコン提示部とからなる。エージェントは、画像提示部より得た検査対象の画像情報を入力に、その状況で適切と思われるオペレーションの提案を出力とするような CS ルールを学習機構として備えることとする。

4.4.2 対話型進化計算手法

画像提示部は、ユーザに検査対象画像を提示するだけでなく、エージェントにコード化された画像情報を伝達する役割をもつ。エージェントへの入力情報としては、画像センサ内のある任意の検査範囲を便宜上 9 分割し、各領域内の輝度を 3 段階（暗・中間・明）に区別した 9 次元のベクトルとしてコード化される。すなわち、 $3^9 = 19683$ 通りの状態空間が CS ルールの前件部となる。次にユーザが検査範囲を特定するプロセスを以下に示す通りの単位オペレーションに分解し、CS

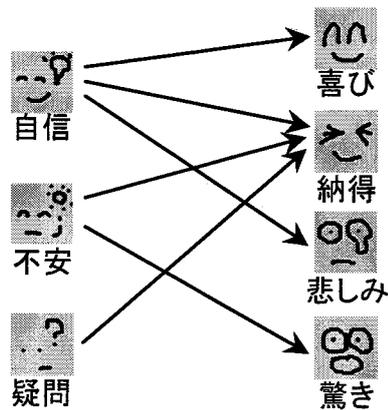


図 4.9: 表情提示部の遷移モデル

こととした。すなわちユーザに数多く受諾され、適用成功回数が多かったルールほど、エージェントにとって信頼度の高いオペレーションルールとなるわけである。ここでエージェントは、自らの提案に対する自信の程度とユーザの選択行為とを引数とする遷移図に従って次に提示する表情アイコンの種類を変化させる（図 4.9）。たとえば、エージェントが「自信」を持って提案したオペレーションに対して、ユーザが受諾した場合には「喜び」の表情を、強く拒否された場合には「悲しみ」の表情をそれぞれ示すなどである。

本研究のようにエージェントの情報提示を、人間の表情変化をデフォルメしたようなアイコンによって提示することは、曖昧さや直感性を損なわない情報提示の手法として他の多くの分野でも注目されている [9][96]。CS ルールの信頼度表出として表情アイコンを利用することの効果については、4.6.3 節で述べる。

4.4.4 学習の終了条件

実際の検査では、熟練者がある程度検査枠の見切りをつけてから、ラインに製品を流してみ、良／不良品の相関値差を計算し、有意な差が見出せるまで検査枠の微調整を繰り返す。しかし 4.2.3 節で述べたように、チューニング作業をどこで終えていいのかという画面内での副目標自体が熟練者の中でも曖昧で外在化することが難しいため、見習い技術者にとってチューニング作業の終了条件を設定することが大きな負担となってしまう。そこで本研究では、ラインに流す予定の製品のうち、特徴的な数個のサンプル製品について画像を一括して記憶しておき、チューニング作業のバックグラウンドで逐次、相関値差を計算し続けながら、その値をユーザに提示していく。この情報は、図 4.4(a) において環境の基準をフィードバックすることに相当する。

相関値差の提示は、直接その数値を提示するだけでなく、次のように可視化することとした。まず登録されているすべての検査対象について、チューニングの過程で仮決めした検査枠の範囲で相関値を計算する。次に良品として判別されるはずの製品の相関値を○印、不良品と判別されるはずの製品の相関値を×印でそれぞれグラフ上にプロットする。ここで良品群の相関値と不良品群の相関値それぞれの平均値間の差を重心距離、良品中最も低い相関値と不良品中最も高い相関値との差

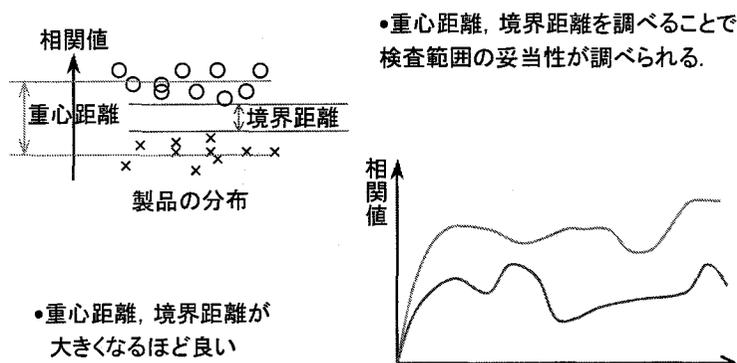


図 4.10: 学習の終了条件：重心距離と境界距離の定義

を境界距離として示した。図 4.10 に、ある検査枠についてプロットした良/不良品の相関値を示す。チューニング作業とは、これら重心距離・境界距離の両方をできるだけ大きくなるように検査枠を設定することである。この二つのグラフをユーザに提示することで大きな時間遅れなしに終了条件を確認することができ、画面内での検査枠設定に集中することができるようになる。

ただしこの相関値差のグラフは、ユーザに終了条件を確認させるためだけに用いられ、エージェントの CS ルールの学習更新には一切用いられないことを付記しておく。

4.4.5 学習ルールの一般化

本システムにおいては、線形モデルの代わりに帰納学習の手法を用いているため、エージェントが獲得する学習ルールの質が、そのエージェントが経験した対象事例の質・量に左右されてしまう。そこで、少ない経験から少しでも多くの対象事例に適用できるように、決定木学習法の一つとして知られる ID3 を用いて学習ルールの一般化し、その適用範囲を広げることとした [130]。CS の前件部には通常、don't care 項 (2.6.2 節で説明) と呼ばれる属性値があり、その属性に関しては環境での実現値と整合させる必要がないことを意味する。この don't care 項が適度に前件部にあることでルールの適用範囲が広がるが、これらはランダムに付与されることが多く、進化型計算手法によって結果としてその妥当性が議論される。そこで本章においては、ID3 を使って CS ルールの前件部を決定木に沿って一般化することで選択的に don't care 項を付与する。これによって、効率的にルールの適用範囲を広げ、新規事象に対して既存のルールの適用で対処することができるようになる。

ここで ID3 を用いた一般化手法の効果を確かめるため、ある検査対象 (実験では、コネクタのピン折れを扱った) について予備実験を行った。図 4.11 は、チューニングプロセスの各ステップを横軸に、良品/不良品の相関値差に関する重心距離と境界距離の推移を縦軸にプロットしたものである。図 4.11(a) には一度経験した前件部をそのまま記憶していく暗記学習について、図 4.11(b) には ID3 を用いた一般化学習について、それぞれ重心距離と境界距離の推移を示した。この比較から、図 4.11(b) に示す一般化学習によって得られた重心距離と境界距離の方がより大きい値へと収束、すなわち安定して良品/不良品を判別する基準が獲得できていることが分かる。

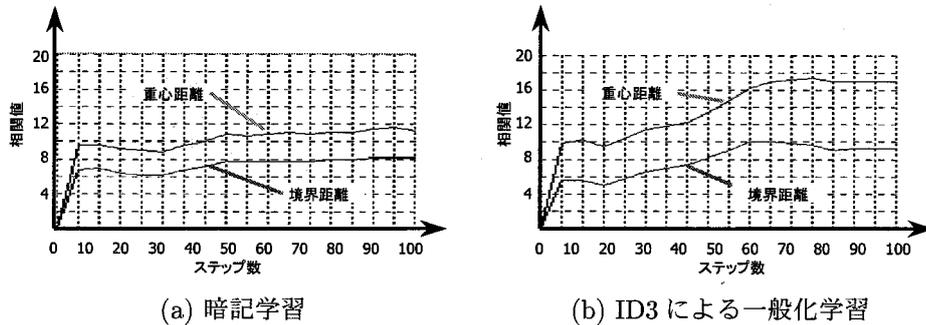


図 4.11: ID3 によるルール一般化の効果

以上、本章において提案した対話型技能継承支援システムのアーキテクチャについて説明した。次節、次々節では、本システムを実装し、具体的な検査対象について実際にチューニング作業を行いながら技能継承を実践した結果を示す。

4.5 実験1：熟練者と未熟練者の相違点

本研究で仮定したシステムデザインの妥当性を検証するため、画像センサのパラメータチューニングに関して習熟度に差のある二人の被験者を取り上げ、本システムを実際に使用してもらい、技能習熟度の相違点を探った。

4.5.1 二人の被験者と検査対象

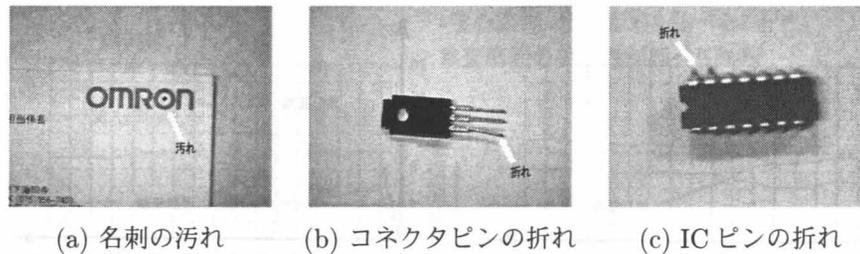
本実験では、次のような異なる技能習熟度の二人の被験者に実際にシステムを使用してもらった²。

熟練者 FA 用画像処理センサの商品開発に 15 年従事し、商品開発と顧客のアプリケーション課題解決の中でパラメータ設定のノウハウを蓄積してきた技術者（男性，38 歳）

未熟練者 画像センサの意義・使用目的については周知しているものの、画像処理の知識について特別明るくはない工学部大学生（男性，22 歳）

これら二人の被験者に対して本研究では、3 種類の製品 ((a) 名刺, (b) コネクタ, (c) IC) を検査対象とし、それぞれ用意された製品群の中から図 4.12 に示すような不良品を画像センサによって判別できるように検査枠を適切に設定するチューニング作業を本システムとインタラクションしながら取り組んでもらった。図 4.12(a) に示すのは名刺に付着した汚れ、図 4.12(b)(c) に示すのはコネクタや IC のピン折れ、をそれぞれ不良箇所とみなすものである。いずれも画像処理センサに明るくない現場のユーザなどには検査枠の設定が困難な対象であるため、これまではメンテナンスサービスの手を借りるほかなかった。

²ここで、技能の継承者については、“習熟度が相対的に低い者”であることを強調するという意味で、‘未熟練者’と呼ぶこととする。



(a) 名刺の汚れ (b) コネクタピンの折れ (c) IC ピンの折れ

図 4.12: 3つの検査対象

4.5.2 システムを介したチューニング作業の実践

まずはじめに検査対象1（名刺の汚れ判別）について、熟練者と未熟練者それぞれにエージェントとのインタラクションを通じて実際にチューニング作業を行ってもらった。検査枠を移動・変更していく一回の操作を1ステップと呼んで横軸に、エージェントの提案オペレーションに対する信頼度と、エージェントの提案とユーザの選択との相違をそれぞれ縦軸にとったグラフを図4.13に示す（図4.13は、未熟練者が10回チューニング作業に取り組んだ後、11回目のインタラクションのプロセスを示しており、検査枠同定までに106ステップを要している）。

ここで、エージェントの提案とユーザの選択との相違は4段階に分類される。値が0であることは、ユーザがエージェントの提案をそのまま受諾したことを意味し、数字が大きくなるにつれてより強くエージェントの提案をユーザが否定したことを意味する。したがって、オペレーションの相違がなく、ユーザがエージェントの提案を受け入れてる限りは、それにつれておおよそ信頼度も徐々に上がっていき、否定されることでその値を下げていく。

しかしエージェントの信頼度は、単純な学習曲線を描くのではなく、図4.13に見るように多彩な様相を呈する。たとえば図中Aにおいては、エージェントの提案オペレーションとユーザの選択に相違がないにも関わらず信頼度曲線が揺らいでいるような様子が見てとれる。これはチューニング作業を進める上で、エージェントから見た画面状況が様々に変化しているため、次々と異なるCSルールが適用されていることに起因している。しかしユーザがエージェントの提案を全面的に受け入れているため、各ルールの信頼度は徐々に高まっていることが分かる。一方の図中Bに見られる各ルールの信頼度の急激な落ち込みは、ユーザによってオペレーションの提案が強く否定されたか、あるいはエージェントがはじめて遭遇した状況であったことを意味する。逆に図中Cでは、エージェントがその新規事象に対して新たに作り直したルールによる提案がユーザに受諾され続けているため、徐々にその信頼度を高めている。図中Dにおいては、エージェントの提案がユーザによって否定されてはいるものの、まったく反対のオペレーションを提案されるというような大きな訂正ではないために、当該ルールを打ち消してしまうのではなく、徐々に信頼度を下げている状況を表している。

このようにエージェントの提案に対して、ユーザが示す受諾から拒否までの段階的な対応をCSルールの学習強化に反映させていくことで、より柔軟なインタラクションを実現している。

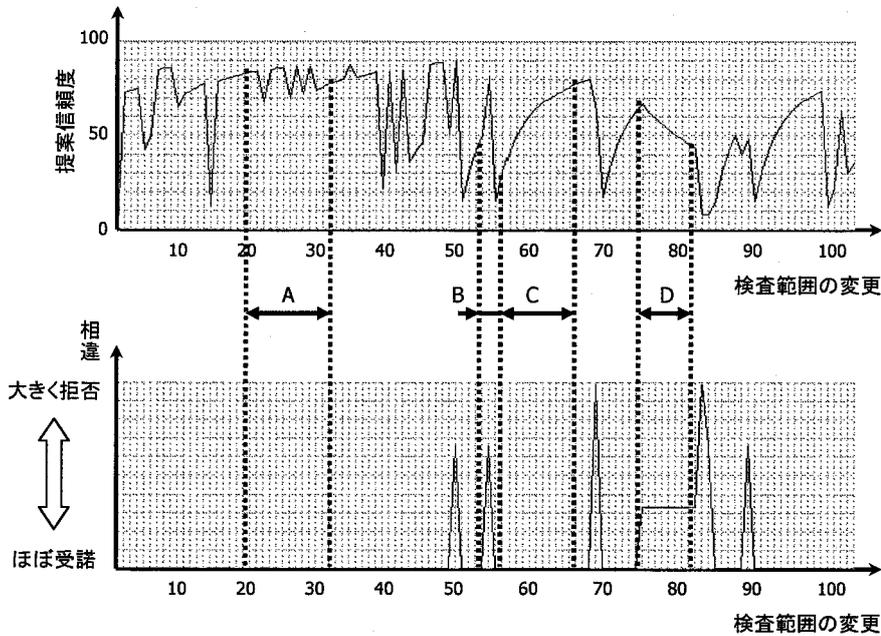


図 4.13: オペレーションの提案信頼度（上）とユーザとのオペレーション選択の相違（下）

4.5.3 一般化された技能

ユーザとエージェントとのインタラクションダイナミクスが、さらに複雑になるのはチューニング作業の過程で検査対象が変更されるようなことが起こる場合である。そこで、ここでは被験者にはチューニング作業の過程で検査対象が変更されるような実験を想定した。具体的には、ユーザに検査対象1（名刺の汚れ）から検査対象2（コネクタピン折れ）、検査対象3（ICピン折れ）へというように異なる検査対象について順に10回ずつ検査枠のチューニング作業を行ってもらった。図4.14(a), (b)は、上記の通りに学習した後、最後の検査対象であるICピン折れについてさらに11回目のチューニング作業に取り組んでももらった場合の、エージェントの提案オペレーションとユーザの選択との相違を表したグラフである。

図4.14(a)と(b)の比較より、チューニング作業の終了まで熟練者が50ステップ前後、未熟練者が100ステップ前後というように、熟練者の方が検査枠を同定するまでに少ないステップ数しか要しなかったことが分かる。さらにオペレーションの相違を詳細に検討すると、検査対象1から2, 3へと順に異なる対象のチューニング作業に取り組んできたにも関わらず、熟練者との相互作用を経験したエージェントにおいては、最後の検査対象であるICピン折れの検査においても熟練者自身ほとんどエージェントの提案を否定する必要がないことが図4.14(a)より分かる。他方、未熟練者との相互作用を経験したエージェントにおいては、検査対象3に対するチューニング作業の中で、エージェントの提案を頻繁に否定していることが図4.14(b)から分かる。このことから、熟練者との相互作用を経験したエージェントが獲得したCSルール集合はより一般化されていて、環境の変化（ここでは主に検査対象の変化）に対しても、頑健に判断を下すことができるような手が

かり集合を獲得できていることが分かる。

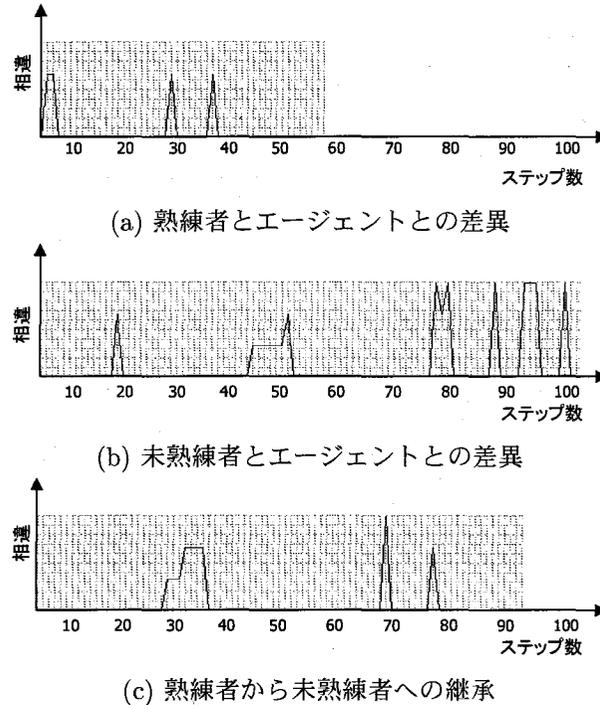


図 4.14: 開発した支援システムを介した技能継承の効果

4.5.4 判断の一貫性—consistency

レンズモデルにおいては、判断の一貫性 (**consistency**) と判断の整合性 (**cognitive control**) と呼ばれる、判断の適切さを評価する二つの指標について議論がなされている [32]。Consistency とは、あるユーザが同一の手がかりに対して一貫して同じ判断が下せるかどうかを表し、cognitive control とは、ポリシーと呼ばれる自らの体得した判断のための方策にどこまで忠実な判断が実際に行えているかを表すもので、以前に経験した同一の手がかりに対してのみでなく、一般化が行えているか否かをも数量化することを狙いとしている。この指標もまた熟練者と未熟練者の技能習熟度を知る上で顕著な差異が現れる一つとされている。

ここで consistency は、本研究で扱うシステムに対応づけるならば、CS ルールの強化値によって知ることができる。これは、ユーザが同じ状況下で同じ判断を下すほど高い強化値を持つようになる ILCS を採用したためであり、ユーザの選択に一貫性がなければ各 CS ルールの強化値はばらつき、結果として低い強化値 (提案信頼度) に留まる。そこで図 4.15 に、熟練者とインタラクションしたエージェント、未熟練者とインタラクションしたエージェント、それぞれについてエージェントの提案信頼度 (CS ルールの強化値) がどのように推移するかを記録し、表 4.2 にそのプロセスを通じて提案信頼度を平均したものを整理した。

図 4.15 と表 4.2 から、熟練者とインタラクションしたエージェントにおいて提案信頼度がより高

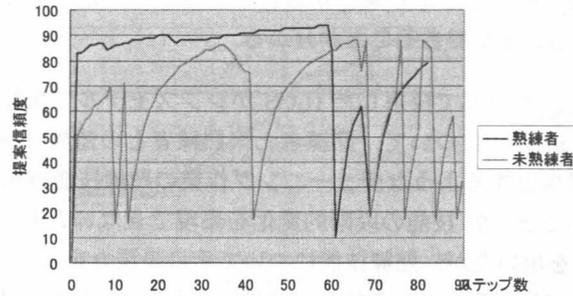


図 4.15: 提案信頼度の推移 (熟練者と未熟練者)

	熟練者	未熟練者
提案信頼度の平均	79.634	63.5

表 4.2: 判断の一貫性に着目した熟練者と未熟練者との差異

く、consistency の高い判断を下すことができていることが分かる。このことは R.Cooksey[32] らの議論とも整合し、線形モデルの代替として本研究で採用したような ILCS を採用したとしても、熟練者と未熟練者の差異についてその表現力が損なわれることがないことが分かる。

4.5.5 判断の整合性—cognitive control

一方、この判断が自身のポリシーに一貫した判断を下すことができているかは、4.5.3 節での実験データから確かめることができる。以下に、ポリシーの一貫性を示す根拠として、4.5.3 節での実験において、熟練者とインタラクションしたエージェント、未熟練者とインタラクションしたエージェント、のそれぞれについて提案信頼度の平均と獲得ルール数の平均を表 4.3 にまとめる。

	熟練者	未熟練者
提案信頼度の平均	76.032	61.026
獲得ルール数	26	136

表 4.3: 判断の整合性に着目した熟練者と未熟練者との差異

ここでは、異なる検査対象を連続的に検査しようとする実験であったため、検査対象ごとに新たなルールが生成されるであろうことは容易に想像される。しかし、実際には表 4.3 から分かる通り、熟練者とインタラクションしたエージェントが獲得したルール数 (26 個) に対して、未熟練者とインタラクションしたエージェントが獲得したのはその 5 倍以上のルール数 (136 個) というように、熟練者と未熟練者において顕著な差異がみられた。ここで熟練者とインタラクションしたエージェントにおいて、その獲得ルール数が少なく、かつ提案信頼度の平均が高いということは、

対象の特徴からは独立で汎用的な手がかり集合が獲得されたと言え、このルール数の比較により cognitive control を推し量ることができることが分かる。

前節の考察とあわせると、本研究で採用した ILCS がレンズモデルで議論される二つの一貫性 (consistency, cognitive control) について、熟練者と未熟練者との差異を適切に説明できていることが分かる。本研究で対象とするようなチューニング作業の熟練技能継承に関しては、1) 環境の基準が逐一は得られないこと、2) 技能の段階的変化を表現できないこと、の二つの理由から線形モデルの代わりに ILCS を用いたが、熟練技能についてその表現力を損なうことなく ILCS においても代替できていることが分かる。またこれらの結果は、判断についての線形回帰によってポリシーを推定する従来の手法に比して、LCS を用いることで非線形モデルによって回帰できる可能性を示唆するものである。

4.6 実験2：未熟練者への技能継承

4.6.1 システムを介した技能継承の実践

次に、エージェントを介した技能継承に関する実験について説明する。まず図 4.14(a) の場合と同様に、熟練者とエージェントとに対話的に5回のチューニング作業に取り組んでもらう。次に未熟練者に、熟練者との相互作用を経験したこのエージェントとインタラクションしながら5回のチューニング作業に取り組んでもらった。このチューニング作業の過程で、エージェントの提案と未熟練者の選択のズレがどのように変化したか、エージェントにとって10回目のチューニング作業を終えた後、未熟練者と11回目にインタラクションした場合について図 4.14(c) に示す。

グラフからも分かる通り、未熟練者が初期学習のないエージェントと対話的にチューニング作業に取り組んでいた場合 (図 4.14(b)) と比べて、エージェントの提案を否定する回数が減り、さらに結果として終了条件に達するステップ数も少なくすんでいる。このような熟練技能継承の効果は、検査枠の妥当性を示す良品/不良品に関する相関値の重心距離と境界距離からも確認できる。図 4.16 に示すのは、未熟練者が最初からエージェントとインタラクションしながら10回チューニング作業を行った場合 (図 4.14(b) のこと) と、(c) 未熟練者が技能継承支援エージェント³とインタラクションした場合 (図 4.14(c) のこと) における、相関値の重心距離の推移を表したグラフである (境界距離の推移グラフの結果も、本グラフの結果と大差ないため本論文では割愛する)。この重心距離が大きければ大きいほど、画像センサは設定された検査枠によってより正確に良/不良品判定を行うことができることを示しているが、経験的にこの相関値差が10以上になるところでチューニング作業を終えることが慣例とされる。

本実験においても、この重心距離の値が10以上になるところでチューニング作業を終えるとみなすならば、図 4.16 から明らかなように技能継承支援エージェントとのインタラクションを経たユーザの方がより短いステップ数でチューニング作業を終了することが出来ていることが分かる。

以上の結果から、本章で提案したエージェントとのインタラクションを通じて、未熟練者のチューニング作業が改善されていることが窺える。

³熟練者とのインタラクションを経験したエージェントを、技能継承というフェーズで用いる場合に改めてこう表現する。

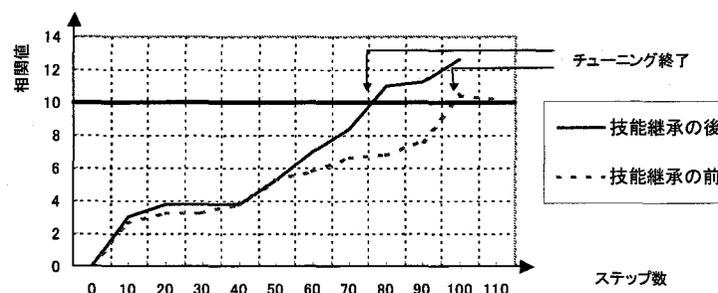


図 4.16: 技能継承による学習ルールの改善

4.6.2 技能継承の効果

このようなシステムにおいては、ユーザによるシステムの使用感というものが重要となってくる。そこで、本システムを実際に使用したユーザにそれぞれシステムの使用感についてアンケートを行ったところ、その回答から熟練者と未熟練者がチューニング作業の過程で何に着目していたかという視点の差異が浮き彫りになった。次に示すのは、特に顕著にみられた注目点の差異である。

1. 未熟練者が頻繁に画面とオペレーションとを交互に参照していたのに対して、熟練者が画面とオペレーションとを一对一には結びつけてはおらず、むしろオペレーション同士の連鎖関係に着目していた。
2. 未熟練者が検査枠の大きさを頻繁に変更していたのに対して、熟練者は一度検査枠のサイズを決定した後、ほとんどサイズを変更することなく検査枠の移動に注意を注いでいた。

特に前者の点に関しては、「操作段階でオペレーションの提案にばかり目がいってしまった」という未熟練者の回答からも分かる通り、技能継承支援エージェントとのインタラクションを通じて、未熟練者がオペレーション同士のつながりにより注意を置くようになったことが窺える。具体的には、当初、未熟練者が検査画像とオペレーションの提案とを一对一に結びつけるように頻繁に検査画像を参照していたのに対して、技能継承支援エージェントとのインタラクションを経た後には、エージェントの表情を参照しながらオペレーションを選択するようになっていった。このようにエージェントの表情を通じて抽象化されたルールの良し悪し（具体的には強化値とユーザの選択とのバランス）を直感的に知ることができるため、未熟練者は検査画像とオペレーションを一对一に対応づけるような関係から、オペレーション同士の連鎖へとその注意の重心を移すことができる。

4.6.3 ユーザの使用感

最後に、熟練者と未熟練者それぞれにこのシステムを使用してもらった感想を述べてもらった。ここでは、信頼度の提示に用いた表情アイコンがユーザ自身の作業方針にどのような影響を及ぼしたかについてまとめる。

1. 熟練者がシステムを擬人化して表現する機会が多くなった

2. 相関値のように未熟者にとって不慣れな値を特別に意識する必要がなかった
3. 同意の表情によりユーザ自身が選択したオペレーションの自信をより堅固にできた
4. 単にオペレーションを押し付けられるのではなく、能動的に選択できたという意識があった

擬人的な表情アイコンに期待した効果は、ユーザがアンケートの回答において主観的な表現を多用したことに現れている。これは、ユーザがインタラクションの相手がコンピュータであることを認識していたとしても、コミュニケーションの様態が機械的でなく人間的でさえあれば、ユーザをシステムに引き込むことができることを示した Y.Waern や山本らの研究とも整合する [179][183].

ここで本システムの情報提示手法として表情アイコンを採用したことは、同じ画像センサを用いた良/不良品判別タスクにおいてエージェントの情報提示手法の違いについて調べた比較実験に基づく [66]、詳細は [66] に譲るが、ここでは表情アイコンによる情報提示が、他の表示手法（数値や棒グラフ）と比較して及ぼす影響を調べている。その結果、タスクが容易である場合にはこれらの提示手法の効果に大差はないが、対象とするタスクの難易度が高い場合には、表情アイコンの参照頻度が他に比して特別に高くなることが分かった。ここでの考察から、表情アイコンによる情報提示手法が、タスクの難易度が高い場合においてユーザを積極的に手がかりの探索に駆り立て、またその情報をより信頼するようになることが期待される。このことから、未熟練者が単独でタスクに向かう場合のように、難易度の高いタスクに取り組む技能体现化のフェーズにおいて、表情アイコンによる情報提示手法が効果をもたらすことが期待される。

一方、熟練者からのアンケート結果によれば、表情アイコンがタスク遂行時の意識向上に寄与しているとの回答も得られるなど、技能抽出過程においても表情アイコンの効果が期待されるが、現時点でこれを定量的に明らかにする指標が得られておらず、この表情アイコンによる情報提示が技能継承そのものに及ぼす効果について直接に議論することは難しい。以後、検討の必要がある。

4.7 結言

本章では、技能継承の困難さを E.Brunswik のレンズモデルに基づいた生態学的アプローチの立場から分析し、この困難さをエージェントとの共同作業によって支援する対話型技能継承支援システムの設計へと展開した。実装の結果については、学習されたルールの傾向を調べることでその効果を確認することができたと同時に、他に導入したアンケートにより、熟練者から技能を引き出すコストを熟練者本人にあまり意識させることなく、継承者にとっても単に切り出された技能の押し付けとはならないように自らの体现化を無理なく支援できたものとする。本章を通して明らかにした結果を箇条書きにまとめる。

1. 技能継承の難しさを E.Brunswik のレンズモデルに対応づけて整理したところ、手がかり利用の妥当性獲得の個別性に依拠する、1) 熟練者からの技能抽出の困難と、2) 未熟練者の技能体现の困難、との二つに分けられることを示した。
2. 二つの困難を、それぞれ対話型 LCS を導入したエージェントとの共同作業場面とみなすことで技能継承を実現する対話型技能継承支援システムを設計した。
3. レンズモデルでふつう用いられる線形モデルの代わりに対話型 LCS を採用することで、段階的に変化する技能の獲得過程と、熟練者と継承者との差異を表す二つの一貫性とを統一的に表

現することを可能にした。

4. 画像センサのメンテナンスエンジニアの技能継承について対話型技能継承支援システムを実装し、熟練者との共同作業を経たエージェントと継承者とのインタラクションを通じて、継承者のチューニング作業が改善され、より汎用なルールを獲得できるなど熟練技能継承の効果を確認した。

第5章 組織における社会的学習過程の計算論的モデル構築

技能の社会的性質を説明する上で、P.Bourdieu は「構造化された構造であると同時に、構造化する構造でもある身体構造」をハビトゥスと呼んだ [12]。個が参加する集団にすでに備わった慣習が、歩き方や喋り方の学習と同じように無意識のうちに日常的な活動を介して身体を制約する。集団における参加の歴史が文化的な構造化の影響を受けながら自身に内在化されるという意味において、それは「構造化された構造」である。他方、ハビトゥス自身が慣習行動なのではなく、一度身体に「癖」となった歩き方や喋り方のように身体化された制約として、その緩やかな傾向性の制限の中に行動を再生産し、これを微妙にずらしつつ再構造化を行うという意味において、それは「構造化する構造」でもある。

5.1 緒言

ハビトゥスとはもともとラテン語で「習慣、態度、様子、気質…」など多様な意味を有する名詞であったが、P.Bourdieu が M.Mauss[92] の身体技法のアイデアをより定式化する際に用いられたことから、技能の社会的性質を説明する語彙として知られるようになったという経緯がある。食べ物の好き嫌いや趣味・嗜好、より広く捉えれば価値観にまで至る全人格的な構造そのものがハビトゥスのよい例で、個のアイデンティティが社会によって傾向化され、社会が個の集まりによって構成されるという相互限定的関係から、「社会が個の関数でもあり、個が社会の関数でもある」ことを技能理解の中心におく。P.Bourdieu は、主体-客体という二項対立で個と社会の関係を論ずるのではなく、個と社会との関係をハビトゥスで言うような入れ子的二重性を帯びた一つの「モノ」として捉えなおす新たな社会観をわれわれに提供するのである。ハビトゥスは、習慣のように単に個人的な偏差というよりも、むしろ文化的に構成された身体性という方が適切である。物理的な生の身体ではなく、あくまで社会的に学習された身体性である。

本章では、3) 組織の中での継承、という構図を個体学習の延長線上で分析するのではなく、熟練者組織の成員としての適切な行為基準を獲得する過程、すなわちアイデンティティの獲得過程が技能そのものの発達過程と考える社会的学習過程の技能観に準拠した分析を行う。しかし LCS をはじめとした既存の機械学習エンジンでは社会的学習過程を適切には表現することができず、人間-機械協調系においてこのような社会的な相互依存関係を実現するには、計算論的モデルの拡張が求められる。

具体的には、LCS を組織学習手法として用いる文脈において、社会的学習過程に準えてエージェントの学習を再現できるように、行為基準の書き換えモデルを新たに付加した双参照モデルを提案

する。LCSを拡張することでこの双参照モデルを実装したエージェント集団が、実践共同体の中で行為基準を摺り合わせながら、その集団内で成員として参加していくような社会的動態を計算機上でシミュレーションし、その効果と課題について議論する。

5.2 生態学的アプローチからみた熟練技能継承のための組織

5.2.1 複数の判断主体に位置づけられる技能継承

N-system design とは、社会的文脈における多数の判断に対するレンズモデルの論理的な発展系である。N-system design が指摘する中で興味深いことは、よく統制された心理学実験における判断ではなく、実際のプラグマティズムとしての自然な判断をよく反映していることである。N-system design の概要を図 5.1 に示す。社会的文脈においては、手がかりの共有を介して他者のポリシーを

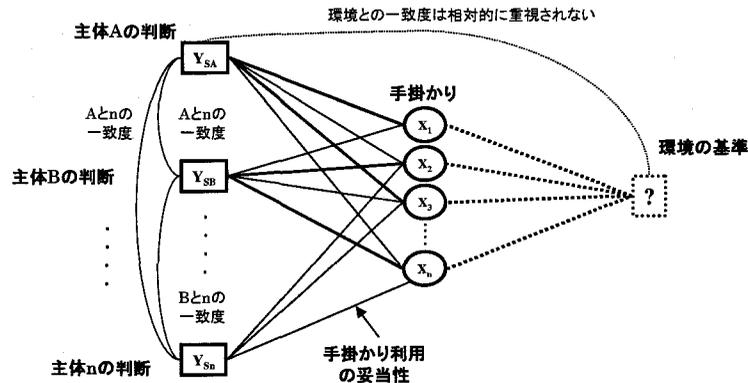


図 5.1: 多数の判断主体に拡張された n-system design

如何様にか捉え、それと比較することが重要であり、相対的に環境の基準への配慮は少なく見積もられる。しかし、他者のポリシーの見積もりは極めて難しく、実際には多様な気づきとして現れていることに注意を払う必要がある。たとえば手がかり (cue) そのものや、手がかりに対する判断の一貫性 (consistency) などが、気づきの候補として考えられる。N-system design で指摘されるもう一つの重要な指摘は、実際と価値との乖離である。社会的判断の場を共有することで、各判断主体が異なる行為基準を備え、共同作業を介して相互にかかわりあう中でさらに異なる行為基準へと変容しつつある。対話学習においては、行為基準の摺り合わせが主に焦点とみられてきてはいたが、社会集団としての学習においてはむしろ行為基準が集団内において分化が促され、結果としての相対的な位置づけ (アイデンティティ) を得る。

5.2.2 社会的学習過程としての徒弟制度

B.Rogoff[134] によれば、熟練 (Expertise) とは相対的な語彙にすぎない、すなわち熟練者が未熟練者に比して熟達していて、技能の組織化がある程度進んでいることを意味するに他ならず、そ

れ自身熟達化のプロセスの完成を意味するものではない。また、徒弟とは、それ自身が単独で学ぶことではなく、周囲の他者の変化を手がかりとし、その実践共同体への参加形態そのものが学習となっていることを表現する一つのフレームワークであり、徒弟的關係を集団内の随所で築くことのできるような学習の機構を入れ子構造的に内部に備えていることが望ましい。

個人が複数集まるところ、その大小を問わず様々な大きさの組織が生まれるため、組織学習の定義もまた、その背景によって様々に分かれる。中でも C.Argyris の、“組織学習とは組織の構成員が内的あるいは外的な環境の変化に応じて、組織が所有している価値基準 (theory in use) との誤差を発見し、正しく修正することである [4]”，とする定義がたびたび引用されているが、これだけでは計算組織論へと展開するには不明確な点が多い。他方、計算組織論を視野に入れた K.Carley[22] の組織学習モデルでは、具体的にエージェント技術を駆使した取り組みが整理されており、実際のモデルにおいても、次の二通りが考えられるとして整理している。

- 組織全体を一つのエージェントとみなして行動するモデル
- 組織の各成員をエージェントとみなし、その集合として組織を表現するモデル

本章においては、組織の中で成員としてのアイデンティティを獲得する過程に議論の焦点を置くことから、後者の各成員をエージェントとみなすアプローチに準拠する。

5.2.3 組織学習手法に基づく学習分類子システムの導入

従来、エージェントの学習機構として機械学習エンジンを採用する場合、行為基準は評価関数という形態で、所与のものとして与えられてしまうため、第3章で示されたような環境からの影響を踏まえれば、環境からナビゲートされるがままに構造化され、他者との相互作用がそのまま類型化、同質化への引力として働いてしまう。これに対して n-system design において指摘されるように、相互作用のプロセスがかえって個別化を図るように斥力的な力が働くような社会的動態をシミュレーションするには、P.Bourdieu が指摘するような「構造化されるとともに構造化する身体」の計算論的表現を設計指針とし、行為基準そのものを変更できる機械学習エンジンへと拡張する必要がある。

そこで本章では、エージェントにおける個と社会の関係が P.Bourdieu の言うような意味での入れ子的な二重性を帯びるため、認知科学の分野で分類される異なる二つの学習観 [40]、達成志向的学習と増大志向的学習の双方に対応する学習器を共存させた**双参照モデル**を提案する [155]。まず行為基準の妥当性を自己自身に求め、個が参加する社会環境に対してはこの行為基準を満足するような行動規則を達成志向的な学習によって獲得を試みる**社会参照系**と、行為基準の妥当性を疑い、この行為基準を変更することでより高い自己充実を図るような増大志向的学習を表現する**自己参照系**とからなる。ここで述べる自己自身とは、行為主体の経験や履歴の集合体であり、個が集団へ参加したプロセスを保持するものである。

従来の個体能力主義的な視点で設計されたエージェントでは、自己自身（行為基準）を疑うことは決してありえず、その役割構造を本質的に変化させることが出来なかった。しかし、異なる学習観（達成志向的学習観と増大志向的学習観）と対応する形態で、行為基準の妥当性を自己と他者との双方に求めるという意味での参照の二重性が構造化し、構造化されるという社会的身体を実現す

る。そして個自身に入れ子構造的に二重性を帯びることによって、社会的関係の引力と斥力のような動態を実現する。

本章においては、各参照系にそれぞれ LCS を導入し、二重に組み合わせることで機械学習エンジンとして双参照モデルの実装を図る（アルゴリズムの詳細は、次節に譲る）。

5.2.4 関連研究

ナレッジマネジメントにおいては、とくに組織の中に埋め込まれた形のない知識をどのように表現するかについて多くの議論がなされてきた。そこでは、個人の学習としてよりも、組織全体として、あるいは組織の中に位置づけられる個人としての学習が研究の対象となっており、多くの場合に集団力学的な観点から組織事例の分析が主として進められてきた。しかし、社会的実践を通しての徒弟制度的な熟練に関する認知科学研究 [90] や、組織学習 [5][30][104] に関する研究が進み、組織を組織として、その動態を直接にモデル化したりシミュレーションすることで明らかにする新たな手法が研究されてきた。特に計算機能力の向上にともなって、それら組織学習の知見から計算組織論なる研究分野が勃興し、多くの研究が進められてきている。

計算論的な組織活動のモデルとして、たとえば P.Cohen らは、目的と意図の共有に関する条件を様相論理によって解き明かしている [29]。また W.Clancey らは、マルチエージェントモデルを用いて、組織の成員が業務スタイルやリズムを相互に推定するような協調行動を状況理論に基づいてシミュレートしている [28]。しかし、いずれも仕事の実践の面に傾注しており、学習や基準の変化といった認知的な面まではモデル化されていない。また、社会的状況学習理論を基本にマルチエージェントとのインタラクションを学習環境として利用した T.Chan のアプローチ [25] や Y.Hilem らの COMPANION [68] などが知られるが、ここでは異質なエージェントの役割が予め明示的に決められ、学習者との相互作用も予め作業状態に応じて分類されているなど、オープンエンドな学習環境を提供してはいない。

これに対して M.Shaw は、問題の分割面での協調や知識の共有については論じていないものの、機械学習と進化学習とからグループによる帰納学習の仕組みを研究しており [152]、他方、高玉らは LCS を組織学習に用いることで帰納学習の有効性を示している。しかしこれらのアプローチにおいては、個体エージェント間でのルール交換などが仮定されており、組織を構成する個体エージェントにモデルの単位として注目しつつも、組織全体としての学習がアルゴリズムの中で仮定されているという点で本研究におけるアプローチとは立場を異にする [165][166]。

5.3 双参照モデルの実装

5.3.1 組織としての実践共同体

組織学習のエージェントシミュレーションとして、どのようなタスクをデザインするか、が一つの検討課題である。何か一つの達成目標を与えてしまうと、成員間の関係が全体目標の下に容易に組織化され、没個性的な役割分化構造が事前に築かれてしまい、個同士の相互作用などが軽視される可能性が高い。そこで、個同士の相互関係、またその変化に焦点を置いた継続的な行為遂行を要求されるような対象が本章においては求められる。

本章においては、原初的サッカーと呼ばれる、全体としての達成目標が与えられているというよりはむしろ、空間内に存在するボールや他個体との相互作用に対してどのような価値付け（行為基準の調整）を行うか、によってボールや他個体との関わり方を自ら創発していくような集団ゲームを想定する（図 5.2）。いわゆるサッカーにおいては、ゴールへボールを運びこむという達成目標の下、問題構造が組織化され、個々のエージェントにとっての役割が固定的に決定される可能性がある。これを懸念して、ルールが組織化される以前の、子供同士がボールでじゃれあっているような場面を想定した原初的サッカーを採用した。

エージェントに要求されるのは、行為基準の調整である。行為基準が集団内で適切に調整できなければ、自らの行為基準を満足するような行為系列の獲得も適わない。しかし、同じ実践共同体に参加する他個体の行為基準を直接に覗き見ることは適切な仮定ではなく、行為の連鎖を通じ、実践的な経験の累積から何が求められているのか、これを読み取るほかない。ここでは、手がかりそのものや、手がかりに対する判断の一貫性など、他者を含む環境中で気づくことのできる多様な変化に着目することで、環境の基準というよりはむしろ他者集団が構成する行為基準の総体が織り成す相対的な場の中にいかに身を置き、集団の成員となっていくかが問われる。

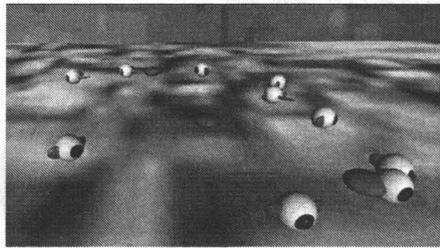


図 5.2: シミュレーション上の実践共同体の例

5.3.2 二つの作業仮説

双参照モデルの実装に際し、行為基準のための埋め込み軸と、両参照系の接続性に関して二つの作業仮説を立てた。

一つ目は、自己参照と社会参照とが共有する行為基準のフレームワークに関する作業仮説である。実際にエージェントが遭遇する環境やタスクによって求められる行為基準は異なるにしても、最低限の埋め込みとしての抛り所が必要となる。本研究においては、発達心理学において鯨岡が言及する二つの原始的欲求（**整合希求性**と**自己充実欲求**）を採用した [87]。個体がある環境で棲息し、環境の中で自らの存在を維持していくためには、行為の意味づけを必ず他者（環境）に委ねざるを得ないという事実から、個体には他者との関わりを根源的に求めようとする整合希求性が備わる。他方、誰の手も借りず、自己完結的に自己たることを定義しようと希求する自己充実欲求もまた、整合希求性と並んで根源的欲求の一つだとされる。これら、システム論的に解釈すれば、相矛盾するような二つの学習動因を共在させることが、行為基準の調整を可能にするメカニズムとなること

が期待される。

二つ目は、両参照系の働きをどのようなタイミングでつなげるか、その接続性についての問題である。ここでは発達心理学の知見 [87] から、他者との相互作用について学習する社会参照系は、外界の時間軸に沿ったリアルタイムな学習が要求されるのに対して、生まれて間もない臨界期（可塑的に外界を受け入れる期間）にその大枠が形成された後は、外界の時間軸からは切り離され、自らの経験のみを頼りに仮想的な時間軸に沿って更改される自己参照系の参照頻度は、社会参照系のそれに比して少ないものと仮定できる。ここで本質的なのは二つの時間軸が存在するという時間観であり、その比を神経生理学などから正確に導くことは本論文の域を越えている。そこで本章においては、「自己参照系の参照頻度が社会参照系の参照頻度に比して遅い」という作業仮説を立て、自己参照系と社会参照系との参照頻度の比 $m(= 10)$ を決定した。本研究における参照頻度 m は、組織の存続に必要な安定性と柔軟性を得るために M.Morgan が提唱したダブルループラーニング [104] の学習比に準えて決定した。近代企業経営戦略において経験的に知られる個別化と共有化の頻度の差異に倣っており、集団として共有する資源を有効に活用するために試行錯誤的に決定されている。

本実験では、シミュレーションステップの単位時間を 1 としたとき、社会参照系の学習スパンを $l(= 200)$ 、自己参照系の学習スパンを $L(= ml)$ として実験を行った。図 5.3 に本アーキテクチャの概念図を記す（図上の各種記号については後述する）。

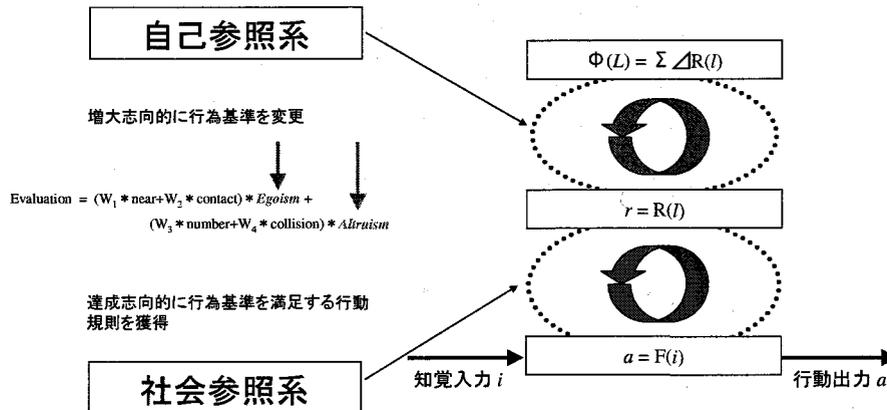


図 5.3: 双参照モデルのアーキテクチャ

5.3.3 社会参照系の設計

各エージェントは、扇形の視野に移ったボールや他個体の位置情報（図 5.3 上 i ）を知覚し、行動規則群とそれらの発火規則とから規定される行動関数（図 5.3 上 $a = F(i)$ ）に従って、現在の方向に対する相対角度や固有速度を変更する行動（図 5.3 上 a ）を環境に対して起こす。

行動規則の具体例としては次のようなものが挙げられる。

```
Rule127 :if (and (Ball:LF) (Agent:CNO) )
  then (and (Dir:L30) (Vel:-v) )
```

このルールは、「視野領域内左 30 度の方向遠方にボールがあり (LF:Left & Far), 一つ他個体が正面近傍にいる (CNO:Center & Near & One)」ような状況下で発火し、「取舵 30 度方向 (L30:Left 30) に向きを変えながら速度を v だけ減速する ($-v$)」ような行動を起こす。社会参照系の行動規則は、ボールを蹴るといった高次行為を実現するのではなく、ニュートン力学系に従った仮想的な物理空間において、質点系とみなしたボールや各エージェント同士のぶつかり合いを制御しているに過ぎない。しかしこの単純なぶつかり方であっても、他個体の相対位置やボールの相対位置に対して行動規則が戦略的にぶつかり方を制御するため、ある意味で戦略的な蹴り方の制御と考えることが出来る。このルールの例では、ボールを視野内におさめながらも他個体に遠慮して回避してしまうような蹴り方の一つのレパートリを表現していると解釈することもできる。

社会参照系の働きは、自己参照系によって選定される評価関数 (図 5.3 上 $r = R(l)$) を充足するような行動関数 (図 5.3 上 $a = F(i)$) を獲得することにある。ここで l は社会参照系の更改時間、すなわちシミュレーションステップのことである。以下に、評価関数の定義式を示す。

$$r = R(l) \equiv (W_1 * near(l) + W_2 * contact(l)) * Egoism + (W_3 * number(l) + W_4 * collision(l)) * Altruism \quad (5.1)$$

但し *Egoism* (自己実現度) と *Altruism* (繋合希求度) の二つのパラメータは、自己参照系においてのみ、すなわち自己参照系の学習スパン $L(=m \times l)$ の更新に伴って変化する変数であり、社会参照系からみた時間 l が m スパン継続する時区間では定数と見なす。さらに 4 つのパラメータ (*near*, *contact*, *number*, *collision*) は、社会参照系の学習スパン l の時区間に、社会参照系を通じて環境と相互作用する過程で観測される変数である。*near* は視野内に映ったボールとの相対距離が近づくとき +1 (離れるとき -1) を、*contact* はボールに接触した回数をカウントする。これに *Egoism* を乗じることで、自己実現度 (*Egoism*) の大きさ如何によっては、ボールとの関わりへの関心度を高くしたり、しなかつたりすることが表現出来る。逆に、*number* は視野内に映った他個体の個数を、*collision* は他個体と衝突した回数をカウントする。これに *Altruism* を乗じることで、繋合希求度 (*Altruism*) の大きさ如何によっては、他個体との関わりへの感度を大きくしたり、しなかつたりすることが表現出来る。なお、4 つの重み係数 W_i ($W_1 = 0.5, W_2 = 0.5, W_3 = 1.0, W_4 = -0.2$) は、*Egoism* と *Altruism* を初期値に固定した場合に各種パラメータから評価関数への影響が同程度になるよう試行錯誤的に決定した。他個体との衝突を繋合希求的な視点から見た場合、他個体との関係性構築にとってはネガティブな現象であると捉えたため、 W_4 のみ負の値として設定することとした。

5.3.4 自己参照系の設計

自己参照系は、エージェントにとっての行為基準 (社会参照系の評価関数 $r = R(l)$) について単位時間毎に差分を取り、さらに自己参照系の学習スパン $L(=ml)$ の時区間について和を取ったものを $\Phi(L)$ と表記し、自己参照系への入力とする。ここで入力 $\Phi(L)$ は便宜上 3 つの離散状態 (*NB*: *NegativeBig*, *NS*: *NegativeSmall*, *P*: *Positive*) に区分され、CS の条件部とマッチングさせられる (但し、 $\Phi(L) > 0 \Rightarrow P, 0 \geq \Phi(L) > -40 \Rightarrow NS, -40 \geq \Phi(L) \Rightarrow NB$ と定める)。また出力としては、社会参照系の評価関数を変更し得る 2 つのパラメータ (*Egoism*: 自己実現度、

Altruism : 繋合希求度) を採用し, それぞれ選択可能なパラメータの変更は3通りに限る ($\pm u$, 0; 但し $u = 0.05$ は単位更新量). 以下に, Φ の計算式ならびに自己参照系における CS ルールの具体例を挙げる.

$$\Phi(T) = \sum \frac{dR_T(t)}{dt}. \quad (5.2)$$

Rule07 :if ($-40 \geq \Phi(L)$)
then (and (Egoism:+u) (Altruism:-u))

これは, 自己参照系への入力 $\Phi(L)$ が -40 よりも小さい場合に, 自己実現度 (Egoism) を $+u$, 繋合希求度 (Altruism) を $-u$ だけ変更することを意味する. このルールを適用して自己参照系の評価を満たすようであれば, このルールは有用なルールとして強化される. 同様の CS ルールが全部で 27 通り存在し, 各エージェントはそれぞれ独立にすべてのルールを保有するものとする. 自己参照系 CS にとっての学習は, 5.3.4 節で触れた通り増大志向的学習観を表現するように定義している. 従って, エージェントの行為基準となる $r = R(l)$ の時間差分が, 自己参照系の学習スパン L の時区間でより大きくなるようなルールを強化すればよい. すなわち, $\Phi(L)$ が負であれば, 0 または正となるようなルールを強化する等である.

参加する集団の中で有意義な行為基準がどのようなものかについては相互作用以前には知り得ない. さらに各エージェントの自己参照系が個々に閉じていて, 物理空間において相互作用可能な試走のフェーズを除いて各個体間で学習システム間に操作的なやり取りが全く存在しないため, 直接に他個体の行為基準を参照することは出来ないことに留意する必要がある. そこで, 各エージェントが参加する集団の中で有意義な行為基準を獲得するためには, 自己参照系は, 自己実現度と繋合希求度の二つのパラメータをコントロールすることでエージェントの行為基準を変更し, 唯一相互作用可能な物理空間における経験を個々に内省することで間接的に他個体の行為基準を知る他ない. 結果として, 間接的に他個体との間に相互限定的関係を構築することが出来れば, 本研究で提案した双参照モデルが, 他個体との相互作用の中で立ち現れる社会的動態を構造として獲得できたと言える. 集団の中で有意義な行為に傾向化する行為基準とは, 集団の中でエージェント自身が役割を見つけること, すなわちアイデンティティを獲得することである.

5.4 実験 : 社会的学習過程と共有資源の競合

双参照モデルを備えた 5 つのエージェントが, 計算機上に構築された仮想的なニュートン物理空間の中で一つのボールと他個体をリソースとして, ある行為基準の下で行動規則を獲得するタスクを 400 ステップにわたってシミュレーションする〈標準試行〉を 10 回行った. 以下に実験結果について考察する.

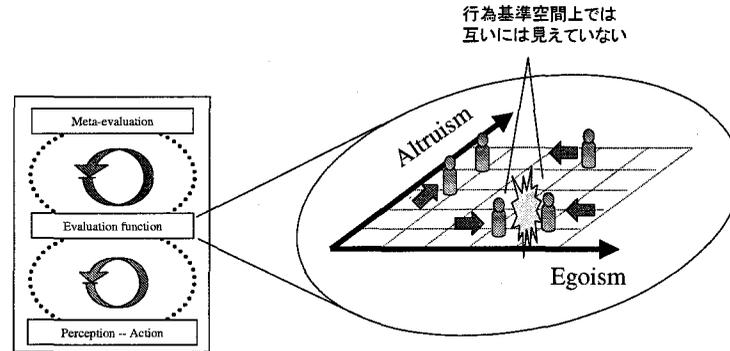


図 5.4: 行為基準空間の設定とマッピング

5.4.1 行為基準空間の設定

実験で対象とする集団的振る舞いは、全体で何かをなそうというよりも各個において充足しやすい行為基準を見つけることである。しかし、相互作用以前に目標となる行為基準が措定出来ないため、事後的に得られた行為基準を解析しても意味をなさない。むしろ、仮想環境下で時間の経過に連れて、集団内で行為基準の組み合わせがどのようなパターンで変化してきたかに注意を払わなければならない。そこでエージェントの行為基準を司る二つのパラメータ、自己実現度 (*Egoism*) と繋合希求度 (*Altruism*) をそれぞれ x-軸、y-軸とする二次元平面を構築することで、行為基準の変化過程を可視化した (図 5.4)。行為基準空間と呼ぶこの二次元平面上でエージェントが占める位置 (*Egoism*, *Altruism* の値を座標に見立てたもの) がそのまま各個体の行為基準の違いを表し、全個体の行為基準空間上の位置関係を直感的に把握することが出来る。ただし、各エージェントそれぞれに学習アルゴリズムが閉じているため、実際には行為基準空間上で互いの位置を知ることにはできないことに留意する必要がある。

次に、〈標準試行〉において、このような行為基準の遷移過程の一例を 50 ステップ毎にプロットしたものを図 5.5 に示す。図上の 5 種類の記号は、各個体の行為基準を表現しており、一つの座標空間上に各エージェントそれぞれ 50 ステップずつの軌跡を記した。

実験は最初、5 個体すべて同じ行為基準 ($Egoism = 0.5$, $Altruism = 0.5$) からスタートさせているが、シミュレーションステップの経過に伴って各個体それぞれの行為基準が異なる位置を占めるようになっていくことが図から分かる (例えば図 5.5 右下のように数十ステップに渡ってある領域内に留まるなど)。

ここで重要なことは、さらにシミュレーションステップを多く経ると、各個体がそれぞれに占める位置そのものは変化しているものの、複数個体の位置関係に有意な相関を見出せたことである。ただし学習システムが個々に閉じているため、実際にはこの行為基準空間上で他個体の位置を知ることが出来ず、直接に互いが影響を及ぼしあうことはあり得ない。各個の学習システムがそれぞれの内部に閉じているにもかかわらず、他個体の行為基準と相互に相関があるとすれば、自身を除く他の個体すべてによって傾向化された行為基準空間における構造を、物理空間における行動規則を通じた経験を自己の内部へと取り込むことによって、結果として自身が担うべき行為基準空間にお

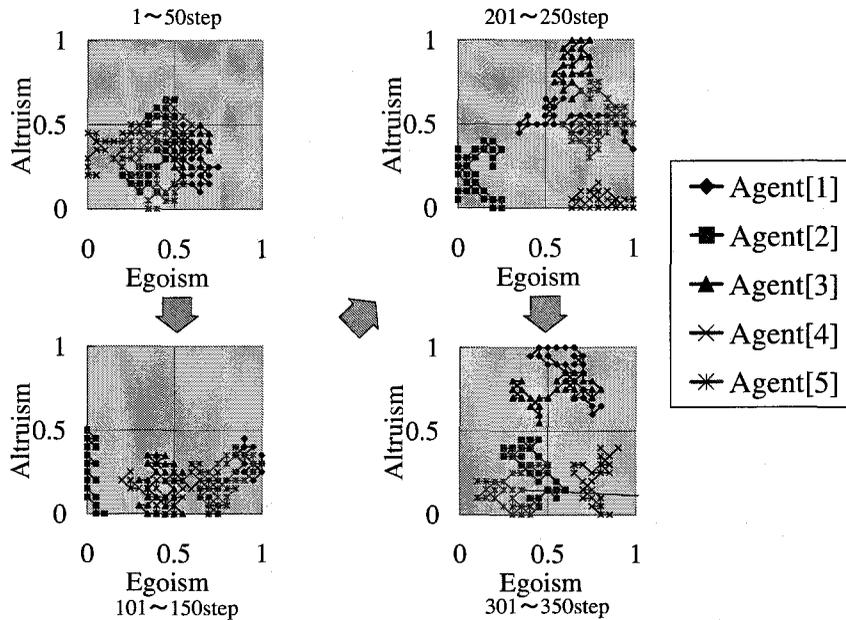


図 5.5: 行為基準空間における棲み分け

ける位置を見つけることが出来たと言える。

5.4.2 資源競合度に対する感度と近接度の定義

このような行為基準空間における相関関係，集団内においてはじめて意味のある位置を社会的ニッチと定義するならば，これを秩序だったものとして維持しているものがあるとすればそれは，この集団的振る舞いに潜在していた社会的な構造であって，参加する主体の数や共有する資源の内在的な競合度に影響を受けるはずのものと考えられる．そこで行為基準空間における相関関係が，共有資源の競合度などにどのように影響を及ぼされ，エージェント間の相互関係がどのように変化するか，その感度を調べることにした．

実験では，エージェントの個体数を増やしたり，共有資源の絶対数を減らすことで系全体における共有資源の競合度を高めた<実験 1>と，逆に系全体として見た場合の共有資源の競合度を下げた<実験 2>との二種類を行った．ここでは特に，エージェントの個体数を<標準試行>での 5 個体から 7 個体へ増やす事で共有資源としてのボールの競合度を上げた<実験 1>と，エージェントの個体数は 5 個体のままでボールの数を<標準試行>での 1 個から 3 個に増やす事で共有資源の競合度を下げた<実験 2>との二つの実験について説明する．1 回の実験では 4000 ステップ（自己参照系の学習スパン）ずつ試行を行い，それぞれ計 10 回ずつの実験を行った．

また，行為基準の棲み分けパターンの変化を定量的に量るため，行為基準空間における各エージェントの座標間距離の平均を近接度（*Contiguity*）なる指標として以下の様に定義する．

$$Dist(i) = \sum_{N \geq j > i} |Pos(i) - Pos(j)| \quad (5.3)$$

$$Contiguity \equiv 1.0 - \sum_{i=1} NDist(i)/NC_2 \quad (5.4)$$

ここで $Pos(i)$ は、ある時間 T に示す i 番目のエージェントの行為基準空間上の座標、 N は仮想環境上の全個体数である。近接度が 1 に近いほど凝集性が強く、全個体の行為基準が類似している。他方、0 に近いほど凝集性は弱く、個々に異なる行為基準を有している。実験では 5 個体すべて同じ行為基準から試行を始めているので、近接度の初期値は 1 である。

5.4.3 共有資源の競合と行為基準の棲み分け

共有資源の競合度が高い<実験 1>と、逆に競合度が低い<実験 2>とでそれぞれ 10 回ずつ行った実験結果を平均した近接度の時間遷移を、それぞれ図 5.6, 5.7 に示す。<実験 1>の場合、自己実現の対象としての共有資源を集団で十分に分け合うことが出来ないため、ボールと戯れることに高い価値 (Egoism : 大) を見出せる個体は限られてしまう。先にボールに上手く触れる行動規則を獲得出来た個体は、他個体からボールに触れる機会を奪う。そのせいで他の個体は行為基準を満足出来ず、自己参照系によって自己実現度を下げるか (Egoism : 小)、他個体への関心度を上げるか (Altruism : 大) しかない。図 5.6 に示すように近接度が最初の 1 から 0.6 前後まで一気に下がった後、しばらくしてから 0.4 前後の値まで下がってあまり変化しなくなっていることから、行為基準空間においていったんある安定した距離関係を築いた後は、シミュレーションステップの経過に関係なくその関係があまり変化しなくなったことが分かる。これは、あるエージェントが行為

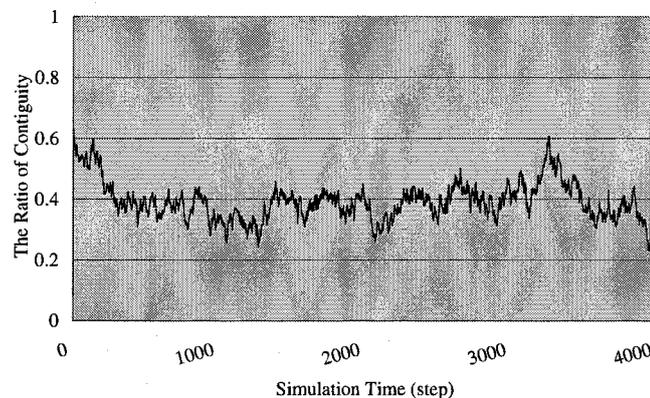


図 5.6: 資源競合度が高い環境下での近接度相関

基準空間上での位置を変えたとしても、他のエージェントもまたそれに伴って別の位置へと変化する

ることで、結果として全個体の距離関係がほぼ0.4前後の値に保たれていることを意味する。協同的な活動下で形成される人同士の身体配置が独立に記述出来ず、恰も幾何学的なメタファーで表現できるような、不可視な拘束関係に従って、あるところを引っ張るとそれに伴って全体も変化するというような相互にコーディネートして「動いている」様子とよく合致する結果である。すなわち共有資源の競合度が高い環境下では、エージェントがあるニッチを獲得すると、他の個体が獲得するニッチもまた相対的に制限されて独立には決定出来なくなるという強い相互限定的関係を形成していることが分かる。

他方の〈実験2〉の場合は、〈実験1〉よりもボールへの接触機会が増すため、ボールへの価値を高める（Egoism：大）個体が多く見られた。その結果、行為基準空間における各個体間の距離は相対的に近接化する。しかしボールと戯れる価値を高めた個体の数が集団中に占める割合が高密になると、逆に共有資源としてのボールの競合度が上がってしまい、ボールに触れる機会が減る。こうなると、ボールへの価値を下げるか、他個体への関心を増やさざるをえなくなり、結果として行為基準の個体間差が大きくなって近接度が下がる。さらに、ボールへの関心が集団全体として低くなると、共有資源の競合度が低くなって再び各個体が行為基準を変更する兆しが見られるようになる。このような行為基準の類型化と分化のフェーズを繰り返す傾向は、図5.7上で近接度が振れ

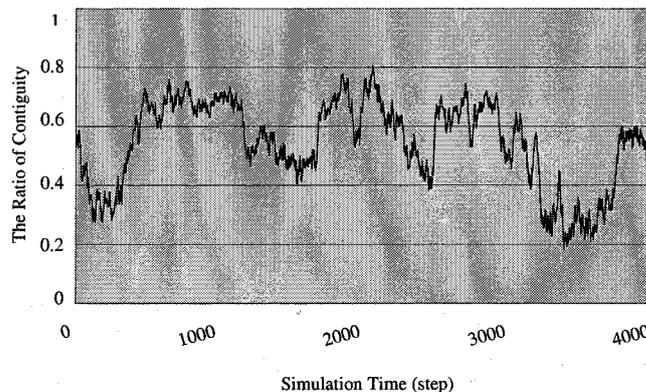


図 5.7: 資源競合度が低い環境下での近接度相関

幅の大きい変動を繰り返していることから分かり、シミュレーションステップを多く経る過程で行為基準空間における距離関係が大きく変化し続けていることを意味する。これは資源の競合度が低い環境下においては、〈実験1〉において考察したような相互依存的関係が薄弱であり、行為基準空間において他個体の影響をほとんど受けることなく自由に行為基準を選定出来ているからだと考えられる。しかし、いったんボールへの価値を高めた個体が集団に占める割合が高くなった場合には、共有資源としてのボールの競合度が高くなってしまうため、〈実験1〉の場合と同様の強い相互限定的関係の下で各個体が棲み分けなくてはならない。共有資源の競合度が客観的に集団の外部から決定されるのではなく、各個体の行為基準に依存するという意味で主観的な競合度定義が集

団内で共有されていることが分かる。

学習メカニズムが各個の内部にそれぞれ閉じているにも関わらず、行為基準空間においてあたかも相互に依存しあっているかのような相互限定的関係を築けているというのは、日常われわれが経験するような社会的動態をエージェントが再現できているものと解釈できる。本章で提案したような双参照モデルによる LCS の拡張により、行為基準の摺り合わせを伴う社会的学習過程を計算論的に表現できることを示すことができた。

5.4.4 組織への中途参加と行為基準の摺り合わせ

本章の実験においては、個体能力差のような表面的な異質さを設けなかったが、これは異質さを軽視したためではない。ある行為基準の下で組織化したはずの行為であれ、実際の物理的空間における偶発的な経験の差（たまたま共有資源と接する回数が多かったなど）が、特に相互作用経験の少ない学習の初期段階で社会参照系を介して伝播され、行為基準の棲み分けに及ぼす影響を相対的に重視したためである。これはこの相互作用経験を共有した集団、この資源競合度における経験に固有の結果としての異質さであって、予めどこからかトップダウンに定められたものではない。

しかし、現実世界で我々が遭遇する社会の中で、異質な成員を含まない社会は希少である。「家族」という小社会は、我々人間が最初に経験する異質な成員からなる集団であり、個に対して先在する社会が持つ圧倒的な影響力は疑う余地もない。そこで本章においては、先の実験を通じて得た集団を先在集団と捉え、そこに新参加者がどのように中途参加していくのか、その社会的学習過程に関するシミュレーション実験を行った。具体的には、5 個体が相互作用しながら個々に社会的位置を獲得している状態で、4000 ステップ（自己参照系の学習スパン）目に新たに 2 個体が加わり、相互作用の途中で共有資源の競合度が高くなる変化が起こる〈実験 3〉を計 10 回を行った。図 5.8 に、新参エージェントが加わる前後の行為基準空間の変化を、図 5.9 に、その際の近接度の変化を、それぞれ 10 回の実験で得られた平均的な結果を示す。

共有資源の競合度が相互作用の途中で高くなったため、新参エージェントの加わった集団においては近接度の値が参加時点から低く変化し、そのバラつきも少なく強い相互依存関係に推移していることが分かる（図 5.9）。

他方、あるエージェントが行為基準空間において占める位置が社会的なニッチであるならば、他のエージェントに対しては同じニッチを獲得することを抑制するような働きが見られるはずである。実際、新たに参加したエージェントは参加してしばらくの間は、自己充実度 (*Egoism*)、繫合希求度 (*Altruism*) の両方もが低い値で推移していることが分かる（図 5.8 右上）。図 5.9 から分かる通り、強い相互依存関係の下では、適切な行為規則を獲得できていない新参エージェントが自己実現に成功する機会が少なく、積極的に共有資源を利用するような社会的位置を獲得するまでには時間を要していることが分かる。

各エージェントの学習システムが個体ごとに閉じているにも関わらず、物理空間における相互作用を通じて間接的に他個体の行為基準と相関があるかのような社会的位置の棲み分けが実現できているということは、本章において双参照モデルによって拡張した LCS が、社会的環境においてその情報の構造を学習し、集団にとって有意味に行為基準を推移させていくための学習を実現できたことが窺える。

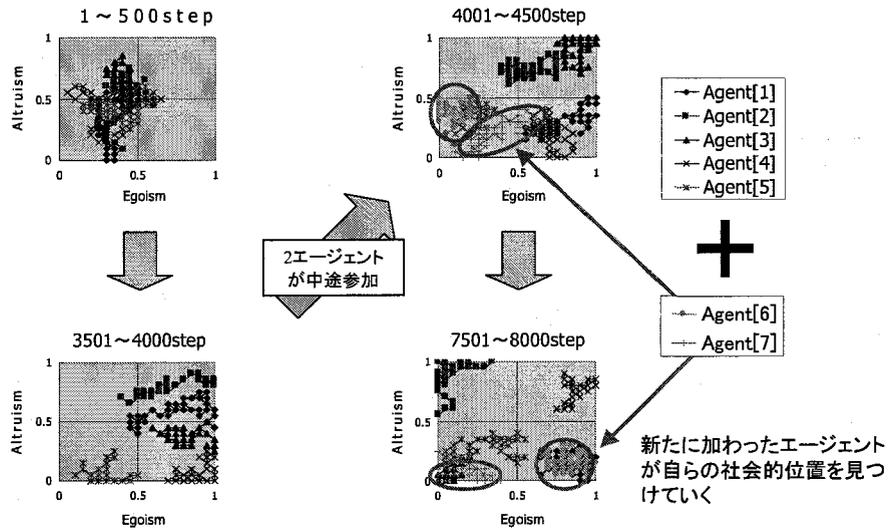


図 5.8: 組織への中途参加と社会的ニッチの獲得

しかし、これらの実験を熟練技能継承の社会組織へと展開していくには、さらに中心への動因、すなわち集団の中心方向への動機付けを何らかの方法で導入するなどの拡張が必要となるが、今後の課題としたい。

5.5 考察—関連研究との対比

ここでは双参照モデルの効果と意義について、関連研究と対比しながら考察する。特に、次に示す4つの観点からその効果について整理することとする。

1. 学習の二重性

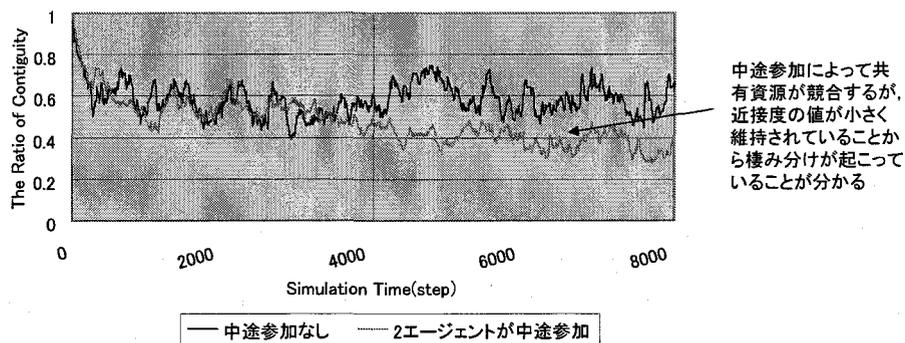


図 5.9: 組織への中途参加と近接度の遷移

2. 評価関数の自律生成
3. Exploration–Exploitation Balancing
4. 参照頻度の変化

5.5.1 学習の二重性

双参照モデルは、LCS に対して学習の二重性機構を与えることで拡張している。そこで、機構としての二重性を取り入れている他のシステムについて簡潔に対比しておく。

Dual-Control Theory

システムが二重性の機構をもつことに関する議論は、適応制御分野で知られる A.Feldbaum の dual-control theory と関係がある [42]。一つの信号はフィードバック制御と同じように、設定値への安定性を保証するためにシステムに返される。他方、もう一方の信号は、過去から現時点までに構築してきた内部モデルを変更し、現時点から将来に渡る情報収集をどのように計画していくかに反映される。特に後者の情報は、行動に「ゆらぎ」をいれた脱秩序化を試み、これからのフィードバック情報を活用することで既存の内部モデルへの能動的な更新を図っていく。

これに対して双参照モデルの場合は、自己参照系が安定性と適応性の二つの対立する価値をともに実現させるべく行為基準の更改を試みる。しかし通常の制御と異なっていて、(現状での) 行為基準の値はしだいに大きくなるのではなく、ときに大きくなったり小さくなったり、さらにほとんどゼロになるなど多様な状態を許容している。しばらくすると、下位階層におけるある期間の振る舞いがまとめられて、その期間内に社会参照系がどれほど安定であったか、またどれほど環境に適応できたかという情報が、社会参照系から自己参照系に伝えられる。すると自己参照系では、それらの情報に依存して内部状態、すなわち評価の仕方を変える。これが繰り返されているのが、双参照モデルの計算フローである。

不確定な社会環境の下で対立した複数の価値を求めて行動し、行動の評価自身を変容させるという高次行動に固有の特徴を持ったエージェントでは、最適戦略がいずれかに定まるような単純な入力–出力系と違い、このように行動に「ゆらぎ」が現れるのが本質的な特徴である。エージェントの学習モデルとしての二重性実現という観点から言えば、dual-control theory のように信号が明示的にその役割が分かれてはおらず、自己組織化の結果として信号が二次利用されるという解釈である。一元的な価値によるものではなく、多面的な価値を予めもっていて、それらを用いて変動する環境に対して新たに適応していこうとする学習アルゴリズムである。

Subjective Configuration Space

関山らは、マルチエージェント研究において、集団の中で各エージェントが得られる情報に偏りがあることを踏まえて、状況に依存した見えの異なりを SCS(Subjective Configuration Space) として定式化している [146]。定式化の際に、外部観察者からの状況認識ではなく、それぞれの個体から可能な見えの偏差が自己参照過程に及ぼす影響について詳細に分析している。しかし本章の実験では、各状況におけるエージェントの見えの偏差については取り扱っていないが、反対に過去の

評価関数と近傍エージェントとから相対比較する関山らに対して、エージェント同士の明示的なコミュニケーションを仮定せず、あくまで過去の評価関数との偏差のみに着目して個体内に閉じて行為基準を更新するという点で異なっている。

Self-Organized Pattern Formation

J.Starkeらは、Pattern Formation Principlesを用いることで、分散型自律移動ロボットシステムの配置問題を自己組織化によって適当な配置が発見できることを示した [161]。本研究の行為基準空間における棲み分けと通じるところがあるが、本研究における実験の場合は、物理空間上での配置問題と異なって相手の位置が見えたり物理的制約によって相互に拘束し合うことはできないことが特徴である。物理空間上で同じ空間的位置を占めることができないように、行為基準空間においても同じ位置（行為基準）を占めることができるか否かは、集団で共有する資源の競合度に依存しており、見えない拘束関係が生じていること、これを双参照モデルによって取り込むことに成功しているという点で取り組みが異なる。

5.5.2 評価関数の自律生成

双参照モデルにおいては、二重の機構によってエージェントにとっての行為基準、すなわち LCS にとっての評価関数を変更している。そこで、他に機械学習における評価関数の自律生成研究と対比する必要がある。

従来の知識観に従えば、知識や概念と記号が一对一に結びつき、すべての行為に先立って行為のプランが明確に先行するとされていた。そのため、機械学習の手法を用いてこういった人間-機械間の応答関係をモデル化する場合においても、まず関係の構造を設計者が入念に分析することでそういったプランを特定し、プランの下で実際に必要とされる刺激-応答ルールを正解に見立てた解探索問題へと置き換えるアプローチが採用されてきた。ここで述べるプランとは、評価関数という表現形式をとることが多く、一度、解探索問題への置き換えが成功すれば、さまざまに提案されてきた解探索手法を適用することによって最適解を発見することができる。ここで重要なことは、いかに解を探索するか、というよりもむしろ、いかに評価関数を設計することで適切な課題を生成するかである。設計者が与えられた課題を適切に表現するような評価関数を設定できるかどうかが大きく学習性能を左右していた。しかし、アルゴリズム設計者の側に多大な負荷がかかるのみならず、未知事象や変動事象に対して事前に十分な検討を重ねてから評価関数を設計することは現実的でない。アルゴリズムの手離れといった点からも、機械学習エンジンが自律的に評価関数を生成できることが望ましい。

評価関数の自律生成を謳う研究の多くは、対象となる問題から演繹的に部分問題へと分解でき、これを副問題とみなすことで段階的に問題解決を図る手法ばかりで本質的な解決には至っていない [13][24][107]。これに対して双参照モデルの提案は、評価関数の妥当性を外部の設計者から与えるのではなく、当事者としてのエージェントが実際に環境（他者を含む社会環境）において相互作用の累積から相互限定的に決定すべきであることを主張する。エージェントにとっての、安定性と適応性とは、場合によっては並行的に成立し、場合によっては互いに干渉しあう。そういった複雑な社会的動態に対応できるという点で、入れ子構造的に内部に二重性をもつ双参照モデルはその効果

を示すことができた。

5.5.3 環境探索と経験活用の均衡

ここでは双参照モデルの効果を、環境探索 (Exploration) と経験活用 (Exploitation) の均衡化という観点から論じる。マルチエージェント強化学習における課題として特徴的なことは、荒井らが指摘するような 1) 状態遷移の不確実性と 2) 不完全情報知覚とである [3]。

状態遷移の不確実性 他エージェントも学習するために戦略が収束せず、学習の拠り所とする状態遷移が確定しない

不完全情報知覚 状態空間内にすべての状態を常に観測できる状態がなく、制限された範囲内で状態遷移を推定する必要がある

これらの課題を踏まえ、環境同定型の典型として知られる Q 学習、経験強化型の典型として知られる Profit Sharing Plan, これに双参照モデルとを加えた 3 つの手法について、マルチエージェント環境下における“環境探索と経験活用の均衡化”の特徴について説明する。

Q 学習 Exploration 指向型学習として知られる Q 学習は、マルチエージェント環境下では学習の立ち上がり、及びその収束が遅れる傾向にあることが知られている。その理由としては、学習アルゴリズムが遷移先状態の Q 値を必要とするために、状態遷移の不確実性に対し敏感に反応し、Q 値の変化が不規則になってしまうことによる。また、不完全知覚に対応できないのは、有効な確率的政策の形成が困難であることによる。これを回避するために、次の状態の Q 値を用いない Sarsa 予測法 [137] やモンテカルロ法 [99] など Q 学習を改良する手法も提案されている。

Profit Sharing Plan Exploitation 指向型学習として知られる Profit Sharing Plan は、環境同定型強化学習に比して状態遷移の不確実性の影響を受けにくい。これは、ルールの重みが割り引き報酬の累積値として記録されるため、状態遷移の変化を吸収する働きを担っている。また、不完全知覚に対応できる点は、報酬フィードバックの繰り返しにより報酬に近づくための相補的なルールが獲得されること、及び確率的政策により不完全知覚状態から脱出できることによる。

双参照モデル 双参照モデルでは、社会参照系・自己参照系の双方において Exploitation 指向型の LCS を導入しているが、自己参照系が行為基準を更改することで学習機構全体として Exploration 型の学習を表現することもできる。しかし、重要なことはこの環境探索と経験利用の均衡化が事前にある固定的なバランスとして定まっているのではなく、他個体との相互作用関係によって動的に変化する点である。

マルコフ性を仮定したシングルエージェントにおける研究については、宮崎らが Q 学習における温度定数の変化を精緻に整理することで、環境の状態に応じて適切な Exploration と Exploitation のトレードオフを解決している [101]。これに対してマルチエージェント環境においては、マルコフ性の仮定が困難であったり、状態の不確実性など環境の同定がそもそも意味を成さない場面に

多々遭遇する。本研究で対象とするような社会的学習過程においては、環境の生態学的妥当性があまり重視されず、むしろ物理的な相互作用を手がかりとして他者と間接的に相互作用する、すなわち社会的環境に対する環境探索と経験利用の均衡化が重視される。

実際、本研究の実験結果においても、集団としての共有資源が不足している状態から余剰な状態へと変化しつつあるとき、共有資源が余剰にある状態から不足する状態へと変化しつつあるときには、積極的に自己参照系が行為基準を変更する（Exploration の割合が増える）ことで自らの社会的位置を探索していく。逆にそういった変化がみられないときには、自己参照系はあまり行為基準を変更せずに（Exploitation の割合が増える）自らの社会的位置を保持するような相互作用を実現している。他個体の行為基準を直接にのぞき見ることができない以上、各エージェントは物理的な相互作用の集積を双参照モデルによって内省することで間接的に自らの行為基準空間上の位置を定めている。図 5.10 に、物理空間を介した間接的な相互作用による行為基準空間における棲み分け過程の模式図を示す。

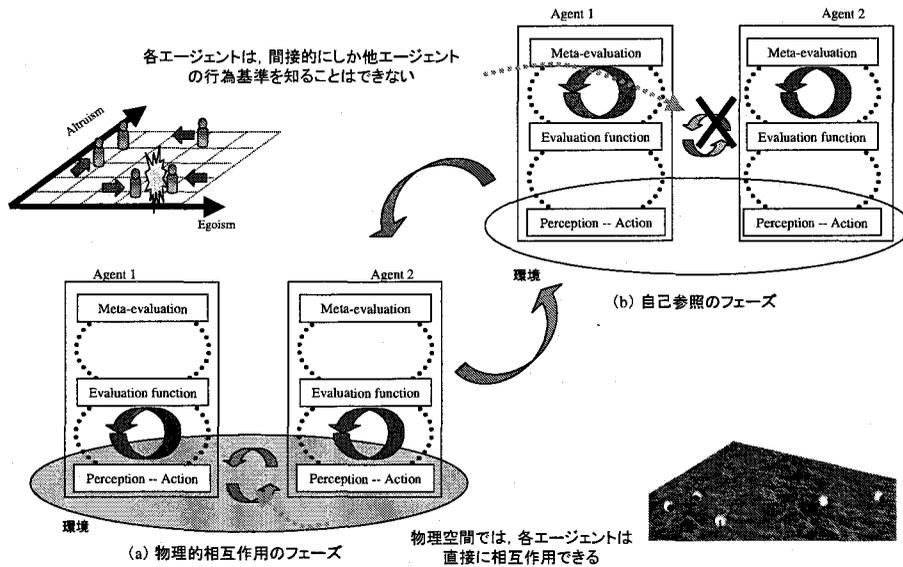


図 5.10: 物理空間を介した間接的相互作用による行為基準の棲み分け

とくに、〈実験 1〉のように共有資源が限られている場合には、各々のエージェントが担うべき役割（行為基準空間上での位置）もまた限定され、堅固な相互依存関係性を築く。一方、〈実験 2〉のように共有資源が十二分にある場合には個体相互の関係は薄弱化してしまうが、各個にとっての共有資源に対する主観的な競合度が増加したところで関係の強さもまた変化する。このように双参照モデルを備えたエージェント群の集団的振る舞いが、われわれが日常遭遇する有限資源の競合度に対する各個の態度の差をよく再現している。例えば、資源が限られた状態で同じ対象に価値を見出そうとすれば競合状態に陥ることは容易に想像がつく。逆に、分け合うことが出来るだけの十分な資源があってはじめて同じ対象に同様に価値を見出すことが出来る。このように我々の直感とよく合致する結果は、環境探索と経験利用の均衡化問題を、他個体とのインタラクションの中で解決するという、双参照モデルで提案する参照の二重性の効果によるものと考えられる。

5.6 結言

本章では、ある組織集団の中でその成員となるための社会的学習過程を計算論的に表現するために LCS を二重構造として拡張した双参照モデルを提案した。双参照モデルを実装したエージェントが、行為基準空間と呼ぶ相互には不可視な社会的動態において、適切な位置（ニッチ）が獲得できることをシミュレーションによって示した。また、その性能と効果について、関連研究と対比することで整理した。本章での研究を通じて得られた成果を以下に箇条書きにまとめておく。

1. 社会的学習過程の計算論的表現として、行為基準の選定機構を拡張した LCS として双参照モデルを提案した。
2. 双参照モデルを備えたエージェント同士の相互作用過程から、共有資源の競合度に依存した社会的ニッチと呼ばれるような集団において適切な行為基準の獲得ができて示した。
3. 双参照モデルを備えたエージェント集団の環境探索と経験利用の均衡化は、インタラクションを介して調整され、結果として共有資源の有効利用度を最大化するような社会的動態を実現することを示した。

第6章 まとめ

本論文においてはまず、最近の熟練技能継承における様々な実践を、1) 人から機械への継承、2) 人から人への継承、3) 組織の中での継承、という3つの視点でそれぞれ整理し、背景にある認知科学上の知識観・技能観の変遷と、それらに対する生態学的アプローチの意義について明らかにした。そしてこの3つの視点に対応するかたちで、1) 個体学習、2) 対話学習、3) 組織学習、の3つの学習戦略から学習分類子システム（LCS）を導入し、それぞれ熟練技能継承のための人間-機械協調系設計に必要な指針を導出した。

第3章では、LCSを個体学習戦略として採用した計算機シミュレーションより、手がかりの獲得過程が「環境にナビゲートされる」こと、そしてこれを積極的に利用した教示手法の可能性を探った。次に、第4章において、技能継承の困難さを生態学的アプローチの一つであるE.Brunswikのレンズモデルから分析し、この困難さをエージェントとの共同作業によって支援する対話型技能継承支援システム的设计へと展開した。実際に、熟練者とインタラクションした後のエージェントと未熟練者がインタラクションすることでパフォーマンスが改善されることが明らかになった。第5章においては、ある組織集団の中でその成員となるための社会的学習過程を計算機科学的に表現するためにLCSを二重構造として拡張した双参照モデルを提案した。そして、双参照モデルを実装したエージェントが、共有資源の競合度に影響を受けながら自らの社会的位置を獲得することに成功していることが分かった。

これら3つの取り組みは、先の取り組みに対する補填的なアプローチというのではなく、熟練技能や熟練技能継承を捉えるための必要条件としての3つの視点であり、いずれを欠くこともできない。従来は個別に取り組みられてきたが、本論文において整理したように、これらは行為主体と環境との相互依存関係の中に技能を位置づける生態学的アプローチという一つの大きな視点で括ることができる。相互依存する環境が、静的な環境か、他者を含む動的環境か、あるいは複数の他者が募る社会環境か、の差異であり、いずれも動的な相互作用の中に「環境にナビゲートされる」という言い回しに集約されるような制約構造が潜んでいて、それらとの対話構造として説明することができる。本論文で採用した学習分類子システム（LCS）は、汎用な学習機構としていずれの制約構造に対しても一定の働きを示しており、今後、統一的に3つの視点を統合した熟練技能継承に対する人間-機械協調系設計における強力な学習エンジンとして、学習分類子システム（LCS）を拡張していくことを期待して本論文の結びとする。

参考文献

- [1] 安倍俊廣: 職人技をシステムで再現, 日経情報ストラテジー, Vol.11, No.2, pp.164-167, (2001).
- [2] Ackley, D. & Littman, M.: Interaction Between Learning and Evolution, Artificial Life II, Addison-Wesley, pp.487-509, (1991).
- [3] 荒井幸代: マルチエージェント強化学習-実用化に向けての課題・理論・諸技術との融合-, 人工知能学会誌, Vol.16, No.4, pp.476-481, (2001).
- [4] Argyris, C. & Schön, D.A.: *Organizational Learning*, Addison-Wesley, (1978).
- [5] Argyris, C. & Schön, D.A.: "Organizational Learning II-Theory, Method, and Practice," Massachusetts: Addison-Wesley, (1996).
- [6] Bandura, A.: Social Learning Theory. New York: General Learning Press, (1971).
- [7] Barto, A.G., Sutton, R.S. & Watkins, C.J.C.H.: Learning and sequential decision making. COINS Technical Report, University of Massachusetts, Amherst, (1989).
- [8] Bernstein, N. A.: *The Coordination and Regulation of Movements*, Pergamon Press, (1969).
- [9] Bisantz, A.M., et.al.: Proc.of the 2nd International Conference on Information Fusion-Fusion'99. International Society of Information Fusion, (1999).
- [10] Boose, J.H., et al.: Expertise transfer and complex problem: using AQUINAS as a knowledge-acquisition workbench for knowledge-based systems, Journal of Man-Machine Studies, Vol.26, No.1, pp.3-28, (1987).
- [11] Boring, E.G., & Harper, R.S.: Cues. American Journal of Psychology, 101, pp.112-123, (1948).
- [12] Bourdieu, P.: Outline of a Theory of Practice, Cambridge University Press, (1977).
- [13] Boyan, J.A. & Moore, A.W.: Learning Evaluation Functions for Global Optimization and Boolean Satisfiability, *the Proceeding of AAAI-98*, pp.3-10, (1998).
- [14] Bransford, J. D., Vye, N., Kinzer, C., & Risko, R.: Teaching thinking and content knowledge: Toward an integrated approach. In. B. Jones & L. Idol (Eds.) Dimensions of thinking and cognitive instruction. Hillsdale NJ: Erlbaum. pp. 381-413, (1990).

- [15] Brooks, R.: A robust layered control system for a mobile robot, *IEEE Journal of Robotics and Automation*, RA-2(1), Mar, (1986).
- [16] Brown, J.S., Collins, A., & Duguid, P.: Situated cognition and the culture of learning, *Educational Researcher*, Vol.18, No.1, pp.32-42, (1989).
- [17] Brown, A.L., & DeLoache, J.S.: Skills, Plans, and Self-regulation, In Siegler, R.(Ed.), *Children's thinking: Whats develops?*, Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, (1978).
- [18] Bruner, J.: *Toward a Theory of Instruction*. Cambridge, MA: Harvard University Press, (1966).
- [19] Brunswik, E.: *Perception and the representative design of psychological experiments.*; Berkeley, CA: University of California Press, (1956).
- [20] Bult, T., Peacocke, D., Rabie, S. & Snarr, V.: An Interactive Expert Systems for Switch Maintenance, Proc.of ISS'87, pp.59-65, (1987).
- [21] Carbonell, J.R.: AI in CAI: An Artificial Intelligence Approach to Computer-Assisted Instruction, *IEEE Transactions on Man-Machine Systems*, Vol. MMS-11, No.4, pp.190-202, (1970).
- [22] Carley, K.M.: "Computational and Mathematical Organization Theory: Perspective and Directions", *Computational and Mathematical Organization Theory*, Vol.1, No.1, pp.39-56, (1995).
- [23] Carr, B., et al.: Overlays: A theory of modeling for computer-aided instruction, MIT AI Memo 406, (1977).
- [24] Catrambone, R. & Holyoak, K.J.: Learning sub goals and methods for solving probability problems, *Memory & Cognition*, Vol.18, 6, (1990).
- [25] Chan, T.: A Multimedia Social Learning System, Proc.of ED-MEDIA 93, pp.99-106, (1993).
- [26] Chi M.T.H., Bassok, M., Lewis, M.W., Reimann, P. & Glaser, R.: Self-Explanations: How Students Study and Use Examples in Learning to Solve Problems. *Cognitive Science*, vol.13, pp.145-182, (1989).
- [27] Clancey, W.J.: The Advantages of Abstract Control Knowledge in Expert System Design, Proc. of AAAI-83, pp.74-78, (1983).
- [28] Clancy, W. et al.: "BRAHMS: Simulating Practice for Work Systems Design, " Pacific Knowledge Acquisition Workshop(PKAW)'96, pp.226-244, (1996).
- [29] Cohen, P.R. & H.J. Levesque: "Intention Is Choice with Commitment, " *Artificial Intelligence*, Vol.42, pp.213-261, (1990).
- [30] Cohen, M.D. & Sproull, L.S. eds.: "Organizational Learning", Sage Pub., (1995).

- [31] Cooke, N.L., Heron, T.E., & Heward, W.L.: Peer tutoring: Implementing classroom wide programs. Columbus, OH: Special Press, (1983).
- [32] Cooksey, R.W.: JUDGMENT ANALYSIS -Theory, Methods, and Applications-, Academic Press, Inc., (1996).
- [33] Davidson, K.: Education in the Internet: Linking theory to reality. <http://www.oise.on.ca/kdavidson/cons.html>, (1995).
- [34] Davis, R.: Interactive Transfer of Expertise: Acquisition of New Inference Rules, *Artificial Intelligence*, **12**, pp.121-157, (1979).
- [35] Dennett, D.: Cognitive Wheels: The Frame Problem of AI in *Minds, Machines and Evolution.*; Cambridge: Cambridge University Press, (1984).
- [36] Dewey, J.: The reflex arc concept in psychology. *Psychological Review*;31, pp.357-370, (1896).
- [37] Dewey, J.: Democracy and Education. The Macmillan Company, (1916).
- [38] Doise, W. & Mugny, G.: The social development of the intellect. Oxford: Pergamon Press., (1984).
- [39] Dorigo, M. & Sirtori, E.: ALECSYS: A Parallel Laboratory for Learning Classifier Systems, Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, San Diego, California, R.K.Belew and L.B.Booker (Eds.), Morgan Kaufmann, pp.296-302, (1991).
- [40] Dweck, C.S., & Leggett, E.L.: A socio-cognitive approach to motivation and personality, *Psychological Review*, 95, pp.256-273, (1988).
- [41] Endlsey, W.R.: Peer tutorial instruction. Englewood Cliffs, NJ: Educational Technology, (1980).
- [42] Feldbaum, A.A.: Dual Control Theory I-IV, *Optimal and Self-Optimizing Control*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, pp.458-496, (1966).
- [43] Fisher, D.H., Jr.Michael & Langley, J.P.P.: CONCEPT FORMATION-KNOWLEDGE AND EXPERIENCE IN UNSUPERVISED LEARNING-, Morgan Kaufmann Publishers, Inc., (1991).
- [44] Flach, J., Hancock, P., Cairo, J. & Vicente, K.J.(Eds.): Global Perspectives on the Ecology of Human-Machine Systems, Vol.1, Lawrence Erlbaum Associates, (1995).
- [45] Forman, E. A., & Cazden, C. B.: Exploring Vygotskian perspectives in education: The cognitive value of peer interaction. In J. F. Wertsch (Ed.). Culture, communication, and cognition: Vygotskian perspectives. Cambridge: Cambridge Unniversity Press. pp. 323-347, (1985).

- [46] Fowler, C. A.: Current Perspectives on Language and Speech Production: A Critical Overview, Daniloff, R. G. (ed.), *Speech Science*, Taylor & Francis, (1985).
- [47] 福島真人: 「野生の知識工学—暗黙知の民族誌についての試論」, 国立歴史民俗博物館報告, (1993).
- [48] Gibson, J.J., & Crooks, L.E.: A theoretical field-analysis of automobile driving. *American Journal of Psychology*, 51, pp.453-471, (1938).
- [49] Gibson, J.J.: Review of E.Brunswik's Perception and the representative design of psychological experiments. *Contemporary Psychology*, 2, pp.33-35, (1957).
- [50] Gibson, J.J., & Crooks, L.E.: Visually controlled locomotion and visual orientation in animals. *British Journal of Psychology*, 49, pp.182-194, (1958).
- [51] Gibson, J.J.: *The senses considered as perceptual systems.*; Boston: Houghton-Mifflin, (1966).
- [52] Ginsberg, A., Weiss, S. & Politakis, P.: A Generalized Approach to Automatic Knowledge Base Refinement, Proc. of IJCAI-85, pp.367-374, (1985).
- [53] Go, S., Ikeda, M., & Mizoguchi, R.: A Negotiation Mechanism for Forming a Learning Group in CSCL, Proc. of ICCE 97, December, Malaysia., pp.349-353, (1997).
- [54] Grefenstette, J.J.: Credit Assignment in Rule Discovery Systems Based on Genetic Algorithms; *Machine Learning*, Vol.3, No.2/3, pp.225-245, (1988).
- [55] Grefenstette, J.J.: "A system for learning control strategies with genetic algorithms", Proc. of International Conference on Genetic Algorithms89, pp.183-190.(1989).
- [56] Grefenstette, J.J. & Bordon, D.F.: Explanations of Empirically Derived Reactive Plans, *Proc. of the Seventh International Conference on Machine Learning*, pp.198-203 , (1990).
- [57] Grefenstette, J.J. & Cobb, H.G.: Learning the Persistence of Actions in Reactive Control Rules, *Proc. of the Eighth International Workshop on Machine Learning*, pp.293-297 , (1991).
- [58] Goldfield, E., Kay, B. A. & Warren, W. H., Jr.: Infant Bouncing: The Assembly and Tuning of Action Systems, *Child Development*, pp.1128-1142, (1993).
- [59] Goldberg, D.: Genetic Algorithms in Search, *Optimization & Machine Learning*, Addison Wesley, (1989).
- [60] Graziano, MSA, Xin, T.H., & Gross, C.G.: Visuospatial properties of ventral premotor cortex. *Journal of Neurophysiol*, 77, pp.2268-2292, (1997).

- [61] Gutwin, C., Stark, G. & Greenberg, S.: "Support for Workspace Awareness in Educational Groupware", Proc of the ACM Conference on Computer Supported Collaborative Learning, ACM, pp.147-156, (1995).
- [62] 羽倉 淳, 横井 浩史, 嘉数 侑昇: アフォーダンス理論に基づく自律エージェントの環境認識機構, 第5回マルチエージェントと協調計算ワークショップ, On-Line Proceedings (<http://www.csl.sony.co.jp/person/nagao/macc95>), (1995).
- [63] Hatakama, H., & Terano, T.: Toward Knowledge Management in Business Organizations Through Models of Distributed Intelligence, Journal of the Japan Society for Management Information, Vol.7, No.3, pp.95-112, (1998).
- [64] 原島 博, 広瀬 通孝, 下條 信輔, 仮想現実学への序曲, 共立出版, (1996).
- [65] 花澤裕二, 渡辺一正: 特集1 モノづくりの「知」を救え, 日経情報ストラテジー, Vol.11, No.2, pp.26-39, (2001).
- [66] 長谷智也, 樫木哲夫, 塩瀬隆之: エージェントの信念表出が人間とのインタラクションに及ぼす影響の計測と評価, 計測自動制御学会システム・情報部門シンポジウム 2000 講演論文集, pp.205-210, (2000).
- [67] 早川充洋, 大森 清博, 前川聡, 藤原 義久, 北村新三: 強化学習エージェントの進化と学習による環境への適応行動の発生, 第13回自律分散システム・シンポジウム講演予稿集, pp.101-104, (2001).
- [68] Hilem, Y. & Futersack, M.: COMPANION: An interactive learning environment based on the cognitive apprenticeship paradigm for design engineers using numerical simulations, Proc.of ED-MEDIA 93, pp.281-286, (1994).
- [69] Holland, J.H., & Reitman, J.S.: "Cognitive Systems Based on Adaptive Algorithms", in D.A. Waterman and F. Hayes-Roth (eds.), Pattern-Directed Inference Systems, Academic Press, NY, (1978).
- [70] Holland, J.H.: Escaping brittleness: The possibility of general-purpose learning algorithms applied to rule-based systems., In R.S.Michalski, J.G.Carbonell, and T.M.Mitchell (eds.), *Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach*, Vo.2, pp.593-623. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, (1986).
- [71] Holland, J.H., Holyoak, K.J., Nisbett, R.E., & Thagard, P.R.: INDUCTION, The MIT Press, Massachusetts, (1986).
- [72] Hutchins, E.: The Technology of Team Navigation. In J.Galegher, R.Kraut and C.Edigo (Eds.), *Intellectual Team Work: Social and Technical Bases of Cooperative Work*, pp.191-220, Hillsdale NJ; Lawrence Erlbaum Associates, (1990).

- [73] 伊賀聡一郎, 安村通晃, 実世界のもののアフォーダンスを利用したインタフェースにおける音声利用方法の検討, 情報処理学会 音声言語情報処理研究会 pp.12-15, (1997).
- [74] Ikeda, M., Hoppe, U., & Mizoguchi, R.: Ontological issue of CSCL Systems Design, Proc.of AI-ED 95, August, Washington, D.C., pp.234-249, (1995)
- [75] 生田久美子: 「わざ」から知る, 東京大学出版会, (1987).
- [76] 穴吹まほろ, 宇津木仁, 石井抱, 石川正俊: 視触覚統合における能動性の影響, 第39回 ヒューマンインタフェース研究会 (東京, 1996.5.28) / Human Interface News and Report, Vol.11, pp.273-278 / 電子情報通信学会技術報告, MVE96-27, Vol.96, No.82, pp.83-88, (1996).
- [77] 伊藤友記, 井上伸一: 剣玉技術の学習過程の分析, 運動学習研究会報告, Vol.9, pp.12-20, (1999).
- [78] De Jong K.A. & Spears W.: "Learning concept classification rules using genetic algorithms". Proc. 12th IJCAI, Sydney, Australia: Morgan Kaufmann, pp.651-656, (1991).
- [79] 亀田達也: 協調行為をどう捉えるか-“相互作用”的視点と“相互依存構造”的視点-, 情報処理学会誌, 40, pp.557-563, (1999).
- [80] Katagami, D., & Yamada, S.: Real Robot Learning with Human Teaching, Proc.of The Fourth Japan-Australia Joint Workshop on Intelligent and Evolutionary Systems, pp.263-270, (2000).
- [81] 経済産業省 HP より「ものづくり基盤技術基本計画」
(<http://www.meti.go.jp/report/downloadfiles/g00901aj.pdf>)
- [82] Kirlik, A. et.al, Supervisory control in a dynamic and uncertain environment II, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernatics, pp.929-952, (1993).
- [83] Kirlik, A.: The Ecological Expert: Acting to Create Information to Guide Action, Proc of Fourth Symposium on Human Interaction with Complex Systems, IEEE Computer Society, (1998).
- [84] Koestler, A.: "The Act of Creation," Peters, (1964).
- [85] Kolodner, J.: *Case-Based Reasoning*, Morgan Kaufmann, (1993).
- [86] Kugler, P. & Turvey, M.: Information, Natural Law, and the Self-assembly of Rhythmic Movement, Lawrence Erlbaum, (1987).
- [87] 鯨岡 峻: 原初的コミュニケーションの諸相, ミネルヴァ書房, (1997).
- [88] Lewin, K: *Principles of topological psychology*; New York: McGraw, (1936).
- [89] Lave, J.: *Cognition in Practice*, Cambridge University Press, (1988).

- [90] Lave, J. & Wenger, E.: *Situated Learning: Legitimate peripheral participation*, Cambridge University Press.(佐伯 胖 訳: 状況に埋め込まれた学習－正統的周辺参加, 産業図書, 1993), (1991).
- [91] Levinas, E.: *Le temps et l'autre*, Presses universitaires de France, (1983)(原田 佳彦 訳: 時間と他者, 法政大学出版局 1986.)
- [92] Mauss, M.: *Sociologie et anthropologie*, Presses de France, (1968).
- [93] Lombardo, T.J.: *Thomas Doorways to the Future I: Methods, Theories, and Themes*. 1st Books and Ingram Books, (2000).
- [94] Lombardo, T.J.: *The Reciprocity of Perceiver and Environment*, Lawrence Erlbaum Associates, (1987).
- [95] 前田篤彦, 杉山公造, 小長谷明彦: リアクティブ仮想物理環境におけるアフォーダンスの獲得, 1999 年度人工知能学会全国大会 (第 13 回) 論文集, 実用 AI 体験ラボ, pp.165-166, (1999).
- [96] Maes, P.: Agents that Reduce Work and Information Overload, *Communications of the ACM*, 37(7), pp.30-40, (1994).
- [97] Malamuth, N.M., et al.: Tutoring and Social Psychology. *Journal of Educational Thought* vol.15(2), pp. 113-123, (1981).
- [98] Michalski, R.S., Carbonell, J.G., & Mitchell, T.M. (Eds.): "Machine Learning: An artificial intelligence approach," Tioga, Palo Alto, CA, (1983).
- [99] Michie, D. & Chambers, R.A.: BOXES: An experiment in adaptive control. In *Learning Systems*, pp.167-172. Center for Systems Science, Dunham Laboratory, Yale University, New Haven, (1968).
- [100] 宮崎和光, 山村雅幸, 小林重信: 強化学習における報酬割り当ての理論的考察, 人工知能学会誌, Vol.9, No.4, pp.580-587, (1994).
- [101] 宮崎和光, 山村雅幸, 小林重信: MarcoPolo:報酬獲得と環境同定のトレードオフを考慮した強化学習システム, 人工知能学会誌, Vol.12, No.1, pp.78-89, (1997).
- [102] 溝口理一郎, 角所収: 知的 CAI の学習者モデル, 情報処理学会論文誌, Vol.29, No.11, (2001).
- [103] 溝口理一郎: 知識の共有と再利用, 研究の現状と動向, 人工知能学会誌 9, 1 pp.3-9, (1994).
- [104] Morgan, G.: *Images of Organization*, Berrett-Koehler Publishers, Inc., San Francisco, (1998).
- [105] 森和夫: 保全技能者の能力構造と習熟－メカトロニクス教育の内容と保全教育の課題－, 産業教育学研究, 第 28 巻, 第 1 号, pp.45-52, (1998).

- [106] 森和夫: 技術・技能の継承問題を解決する視点—保全にかかわる技術・技能を中心に—, 労働の科学, 第55巻, 第1号, pp.44-48, (2000).
- [107] Morizane, K., Yamada, S. & Toyoda, J.: Robot Learning for Moving between Sub goals, *the Fourth Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*, (1996).
- [108] Moya, C.: *The Philosophy of Action: An Introduction.*; Cambridge: Polity Press., (1990).
- [109] 中川 威雄: デジタルマイスタープロジェクトによる日本製造業の活性化, システム/制御/情報, Vol.46, No.8, p.459, (2002).
- [110] 中村肇: 技術・技能伝承の現状と問題点, 機械と工具, pp.52-59, (1995).
- [111] 西田幾多郎: 西田幾多郎全集, 第八巻, 岩波書店, (1948).
- [112] 野中郁次郎: 知識創造の経営—日本企業のエピステモロジー, 日本経済新聞社, (1990).
- [113] 野中郁次郎: 日本の製造業の課題, 日経新聞連載, (2001).
- [114] Norman, D.A.: Cognitive engineering. *User centered system design: New Perspectives in Human-Computer Interaction.*, In D.A. Norman & S.W.Draper (Eds.), Hillsdale, N.J., Lawrence Erlbaum Associates, (1986).
- [115] Norman, D.A.: 『誰のためのデザイン?—認知科学者のデザイン原論—』, 新曜社, (1990).
- [116] Norris, R.: The Musician's Survival Manual, International Conference of Symphony and Poera Musicians (ICSOM) , (1993).
- [117] 岡田 美智男: Talking Eyes—対話する「身体」を創る, システム/制御/情報, Vol.41, No.8, pp.323-328, (1997).
- [118] 岡田美智男, 鈴木紀子, 猪口聖司: ボトムアップな情報戦略, 第10回人工知能学会全国大会講演論文集, pp.441-444 , (1996).
- [119] 緒方広明, 三宮毅, 矢野米雄: アウェアネスを指向した開放型グループ学習支援システム Sharlok の評価, 人工知能学会研究会資料, SIG-HIDSN-9601-03, pp.14-19, (1996).
- [120] 大槻説乎: 知識科学とメディア技術に基づく知的教育支援, 人工知能学会研究会 SIG-IES-9401 資料, pp.13-18, (1994).
- [121] 小野里雅彦: きさげ作業における技能の分析とモデル化, 計測と制御, Vol.37, No.7, p.495, (1998).
- [122] 小野里雅彦: ユビキタス生産による循環型社会の可能性, エコデザイン 2000 ジャパンシンポジウム論文集, pp.230-233, (2000).
- [123] 黄倉雅広: 打検士がみていることに接近する, bit 別冊「身体性とコンピュータ」, 共立出版. 第2部5章, pp.75-84, (2000).

- [124] 小沢智, 塩瀬隆之, 樫木哲夫: インタラクションの多様性に基づく習熟支援エージェントの設計, 第27回知能システムシンポジウム講演予稿集, pp.161-166, (2000).
- [125] Papert, S.: "Misconceptions About Logo", *Creative Computing*, (1984).
- [126] Papert, S.: *Constructivism versus instructionism*, Paper presented at the Annual Meeting of the American Educational Research Association, Boston, MA, (1990).
- [127] Papert, S.: "What Is Logo? And Who Needs It?", Essay from *Logo Philosophy and Implementation (Logo Computer Systems)*, (1999).
- [128] Pawlak, W.S., & Vicente, K.J.: Inducing Effective Operator Control Through Ecological Interface Design, *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol.44, pp.653-688, (1996).
- [129] Polanyi, M.: *The Tacit Dimension*; London: Routledge & Kegan Paul, (1966).
- [130] Quinlan, J.R.: Discovering rules by induction from large collections of examples, In D.Michie(ed.), *Expert Systems in the Micro Electronic Age.*, Edinburgh University Press, Edinburgh, UK., (1979).
- [131] Resnick, L.B.: Shared Cognition: Thinking as Social Practice. In L. Resnick, J. Levine and S. Teasley. *Perspectives on Socially Shared Cognition* (pp. 1-22). Hyattsville, MD: American Psychological Association, (1991).
- [132] Riolo, R.L.: "CFS-C: A package of domain independent subroutines for implementing classifier systems in arbitrary, user- defined environments". Logic of computers group, Division of computer science and engineering, University of Michigan, (1988).
- [133] Rogoff, B.: Schooling and the Development of Cognitive Skills, in triandis and Heron eds., (1981).
- [134] Rogoff, B.: *Apprenticeship in Thinking: Cognitive Development in Social Context*, Oxford: Oxford University Press, (1990).
- [135] 論文特集「機械学習の理論と実際」, 人工知能学会誌, Vol.7, No.1, (1992).
- [136] 論文特集「学習」, 人工知能学会誌, Vol.7, No.6, (1992).
- [137] Rummery, G.A. & Niranjyan, M.: On-line Q-learning using connectionist systems. Technical Report CUED/F-INFENG/TR 166. Engineering Department, Cambridge University, (1994).
- [138] Salomon, G.: What Does the Design of Effective CSCL Require and How Do We Study Its Effects? '92 ACM Conference on Computer Supported Collaborative Learning, Vol. 21(3), ACM Press, (1992).

- [139] Sanders, E.: Useful and Critical: The Position of Research in Design. 9-11 September 1999; Tuusula, Finland. University of Art and Design Helsinki (UIAH) Post design and Participatory Culture, (1999).
- [140] <http://www.postdesign.net/>に詳しい.
- [141] 坂本千秋: 切削工程における技能の技術化, 精密工学会誌, Vol.68, No.10, pp.1282-1286, (2002).
- [142] Salomon, G.: Editor's introduction. In G. Salomon (ed.), Distributed Cognition, Cambridge UP, (1993).
- [143] Samuel, A.L.: Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers, *IBM Journal on Research and Development*, Vol.3, pp.210-229, (1959).
- [144] 佐々木 正人: アフォーダンス, 岩波書店, (1994).
- [145] 榎木哲夫: 人間-機械-環境系からみる熟練技能, 計測と制御, **37**, 7, pp.471-476, (1998).
- [146] Sekiyama, K.: Self-referential Dynamics with Situated Observation in Collective Agent Systems, *Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.1, pp.244-249, 1999.
- [147] Shortliffe, E.H.: MYCIN: A rule-based computer program for advising physicians regarding antimicrobial therapy selection, Stanford University, (1974).
- [148] Shortliffe, E.H.: Computer-Based Medical Consultations: MYCIN, New York: Elsevier, North Holland, (1976).
- [149] Shannon, C.E.: A mathematical theory of communication, *Bell System Technical Journal*, vol. 27, pp. 379-423 and 623-656, July and October, (1948).
- [150] Weaver, W., & Shannon, C.E.: *The Mathematical Theory of Communication*, Urbana, Illinois: University of Illinois Press, (1949).
- [151] Shapiro, E.: Inductive Inference of theories from facts, research report 192, Yale Univ., (1981).
- [152] Shaw, M.J.: "Cooperative Problem-Solving and Learning in Multi-Agent Information Systems", *International Journal of Computational Intelligence and Organizations*, Vol.1, No.1, (1996).
- [153] 塩瀬隆之, 榎木哲夫, 山下剛史, 片井修: 進化的計算によるアフォーダンス概念の獲得と非言語コミュニケーションに関する考察, 計測自動制御学会第23回知能システムシンポジウム講演論文集, pp.53-58, (1996).
- [154] 塩瀬隆之, 榎木哲夫, 堀内匡, 片井修: 進化的行動形成における一般化概念の獲得と教示戦略に関する考察, 第23回システム/情報合同シンポジウム'96講演論文集, pp.41-46, (1996).

- [155] 塩瀬隆之, 岡田美智男, 榎木哲夫, 片井修: 双参照モデルにおける社会性の創発機構, 認知科学, Vo.6, No.1, pp.66-76, (1999).
- [156] Simon, H.A.: *The Sciences of the Artificial*: Third edition, MIT Press, Cambridge, (1996).
- [157] Singleton, J.: *Japanese Folkcraft Pottery Apprenticeship: Cultural Patterns of an Educational Institution* in Coy ed., (1989).
- [158] Smith, S.F.: "Flexible learning of problem solving heuristics through adaptive search", 1983 International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'83), pp.422-425, (1983).
- [159] Soloway, E., Jackson, S.L., Klein, J., Quintana, C., Reed, J., Spitulnik, J., Stratford, S.J., Studer, S., Eng, J., & Scala, N.: *Learning Theory in Practice: Case Studies of Learner-centered Design*. Paper presented at the CHI 96, Vancouver, BC Canada, (1996).
- [160] Spiro, R. J., Feltovich, P., J., Jacobson, M., L., & Coulson, R. L.: Cognitive flexibility, constructivism, and hypertext: Random access instruction for advanced knowledge acquisition in ill structured domains(<http://www.ilt.columbia.edu/ilt/papers/Spiro.html>), (1995).
- [161] Starke, J., Schanz, M. & Haken, H.: Self-Organized Behaviour of Distributed Autonomous Mobile Robotic Systems by Pattern Formation Principles, *Distributed Autonomous Robotic Systems 3(DARS98)*, Springer, pp.89-100, (1998).
- [162] Sutton, R.S.: Learning to Predict by the Methods of Temporal Differences; *Machine Learning*, Vol.3, No.2/3, pp.9-44, (1988).
- [163] Stout, R.J., Cannon-Bowers, J.A., & Salas, E.: A team perspective on situational awareness (SA): Cueing training. In Proc. of the 19th Annual Interservice/Industry Training, Simulation and Education Conference. Orlando, FL: Naval Training System Center. pp.174-182, (1997).
- [164] Suchman, L.A.: *Plans and situated actions: The problem of human-machine communication*, Cambridge University Press, (1987).
- [165] Takadama, K., et.al.: "Organizational Learning Model for Adaptive Collective Behaviors in Multiple Robots", *Advanced Robotics*, (1998).
- [166] Takadama, K., Nakasuka, S., & Terano, T.: Analyzing the Role of Problem Solving and Learning in Organizational-Learning Oriented Classifier System, in the 5th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence (PRICAI'98), *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Springer-Verlag, (1998).
- [167] 高玉圭樹, 中須賀真一, 寺野 隆雄: 組織学習エージェントによるプリント基板設計問題への接近, 電子情報通信学会論文誌, Vol.81-D-I, No.5, pp.514-522, (1998).
- [168] 竹内章, 大槻説乎: 摂動法による学習者モデル形成と教授知識について, 情報処理学会論文誌 28, 1, pp.3-9, (1987).

- [169] 滝寛和, 椿和弘, 岩下安男: 知識獲得支援システム (EPSIRON) における専門家モデル, 情報処理学会, 知識工学と人工知能研究会資料, 52-4, pp.25-31, (1987).
- [170] 田中秀雄, 植田孝夫, 西田正吾: 共同作業による知識の創造, 蓄積, 伝承を支援する対話型教育支援システムの試作電気学会電力エネルギー部門誌, Vol. 115-B, No.12, (1995).
- [171] Thelen, E.: Dynamical Approaches to the Development of Behavior, Kelso, et al., *Dynamic Patterns in Complex Systems*, World Scientific, (1988).
- [172] Ueno, K. & Furukawa, K.: Postual effects during cell performance, Proc.of the 2nd International Conference on Cognitive Science, pp.1132-1135, (1999).
- [173] 植田学, 増田佳弘, 石飛康浩: 知的作業を支援するためのハイパーメディアフレームワーク, 人工知能学会研究会資料集, SIG-HICG-9401-2, pp.9-16, (1994).
- [174] Vargas, M., F.: *Louder than Words: an Introduction to Nonverbal Communication*. Ames, Iowa State University Press, (1986).
- [175] Vicente, K.J.: A Few Implications of Ecological Approach to Human Factors, Global Perspectives of on the Ecology of Human-Machine Systems, Vol.1, pp.54-67, Lawrence Erlbaum Associates, pub. , (1995).
- [176] Vicente, K.J., & Rasmussen, J.: The Ecology of Human-Machine Systems II: Mediating "Direct Perception" in Complex Work Domain, *Ecological Psychology*, Vol.2, No.3, pp.207-249 , (1990).
- [177] Vygotsky, L.S.: The problem of the cultural development of the child, II. *Journal of Genetic Psychology*, vol.36, pp.414-434, (1929).
- [178] Vygotsky, L.S.: *Mind in Society: The development of the higher psychological processes*. Cambridge, MA: Harvard University Press, (1978).
- [179] Waern, Y. & Ramberg, R.: People's perception of human and computer advice, *Computers in Human Behaviour*, 12, pp.17-27 , (1996).
- [180] Watkins, C.J.C.H., & P.Dayan: Technical note: Q-Learning, *Machine Learning*, Vol.8, No.3, pp.279-292, (1992).
- [181] Winn, W.: Instructional design and situated learning:Paradox or partnership?, *Educational Technology* , Vol.33, No.3, pp.16-21, (1993).
- [182] 山本仁志, 太田敏澄: プロジェクトプロファイルと知識コミュニティを基軸としたナレッジ・マネジメントに関する研究, 日本社会情報学会第 15 回全国大会予稿集, pp.317-322, (2000).
- [183] 山本吉伸, 松井孝雄, 開一夫, 梅田聡, 安西祐一郎: 計算システムとのインタラクション-楽しさを促進する要因に関する考察, *認知科学*, Vo.1, No.1, pp.107-120, (1994).

- [184] 山村雅幸, 宮崎和光, 小林重信: 強化学習の特徴と発展の方向, システム／制御／情報, Vol.39, No.4, pp.191-196, (1995).
- [185] 吉澤 純一, 武藤 昭一, 田中 秀雄, 植田 孝夫, 西田 正言, 坂口 敏明: 教育的インタフェースを備えた保守教育支援システム ADVISOR, 情報処理学会論文誌, Vol.29, No.07, pp.638-646, (1988).

本論文に関する研究業績

学術雑誌

1. 塩瀬隆之, 榎木哲夫, 片井修: 環境にナビゲートされた自律移動体の創発的行動形成と教示戦略, 計測自動制御学会論文集, 第34巻, 第9号, pp.1255-1262, (1998).
2. 塩瀬隆之, 岡田美智男, 榎木哲夫, 片井修: 双参照モデルにおける社会性の創発機構, 認知科学, 第6巻, 第1号, pp.66-76, (1999).
3. 塩瀬隆之, 榎木哲夫, 二階堂恭弘, 仲島晶, 石原英: インタラクティブ技能継承エージェントの設計:-レンズモデルからみた技能継承の構造分析-, ヒューマンインタフェース学会論文誌, 第3巻, 第3号, pp.201-213, (2001).

著書

1. 塩瀬隆之, 岡田美智男: 社会的なニッチを獲得する身体-構造化され構造化する身体の二重性をいかに表現するか-, bit 別冊「身体性とコンピュータ」, 第三部第六章, 共立出版, pp.146-157, (2000).

査読付き国際会議録論文ならびにその他の審査付き出版物

1. Takayuki Shiose, Tetsuo Sawaragi, Tadashi Horiuchi, Osamu Katai: Proactive Behavior Formation of Autonomous Robots with Evolutional Perception, Proceedings of the 7th IFSA World Congress, Prague, (1997).
2. Takayuki Shiose, Tetsuo Sawaragi, Osamu Katai: How Does Environment Bias Behavior of Autonomous Robots with Evolutional Perception, Proc. of the 6th IEEE International Workshop on Robot and Human Communication, Sendai, pp.76-81, (1997).
3. 塩瀬隆之, 岡田美智男, 榎木哲夫, 片井修: 双参照モデルにおける社会性の発現機構, 電子情報通信学会, 信学技報, AI97-66, pp.79-86, (1998).
4. Takayuki Shiose, Tetsuo Sawaragi, Michio Okada, Osamu Katai: Dynamics of Reciprocal Learning by Bi-Referential Model within Multiagent Systems, Proc. of International Conference of IEEE System, Man and Cybernetics, Sandiego, vol.4, pp. 4045-4050, (1998).

5. Takayuki Shiose, Tetsuo Sawaragi, Osamu Katai, Michio Okada: Segregated Sense of Values within Multiagent Systems through Reciprocity Enabled by a Bi-Referential Model, Proceedings of the Second Japan-Australia Joint Workshop on Intelligent and Evolutionary Systems, Kyoto, pp.107-114, (1998).
6. Takayuki Shiose, Tetsuo Sawaragi, Osamu Katai, Michio Okada: Learning Is Equal to Participation: Interactive Acquisition of Identity in a Group, Proc. of the 5th International Symposium on Artificial Life and Robotics (AROB 5th '00), Oita, pp.434-437, (2000).
7. Takayuki Shiose, Tetsuo Sawaragi, Yasuhiro Nikaido: Design of Apprenticeship System Mediated by Interactive Agent, Preprints of the 7th IFAC Symposium on Automated Systems Based on Human Skill: Joint Design of Technology and Organization, Aachen, Germany, June 15-17, 2000, pp.39-42, (2000).
8. Takayuki Shiose, Tetsuo Sawaragi, Osamu Katai, Michio Okada: Autonomy from the Viewpoint of Bi-Referential Model, The Third Asia-Pacific Conference on Simulated Evolution And Learning, Nagoya, Japan, 25-27 October, pp.2879-2884,(2000).
9. Takayuki Shiose, Tetsuo Sawaragi: Extended Learning Classifier Systems by Dual-Referencing Mechanism, Proc. of The Fourth Japan-Australia Joint Workshop on Intelligent and Evolutionary Systems, pp.277-284, Hayama, Japan, 31 October-2 November, (2000).

学会口頭発表

1. 塩瀬隆之, 榎木哲夫, 山下剛史, 片井修: 進化型計算によるアフォーダンス概念の獲得と非言語コミュニケーションに関する考察, 第 23 回計測自動制御学会知能システムシンポジウム, pp.53-58, (1996).
2. 塩瀬隆之, 榎木哲夫, 堀内匡, 片井修: 自律移動体の創発的行動形成における教示戦略, 第 9 回自律分散システムシンポジウム, pp.91-96, (1997).
3. 塩瀬隆之, 榎木哲夫, 片井修, 岡田美智男: 双参照モデルにおける相互学習のダイナミクス: マルチエージェント環境下における個と集団の相互限定, 計測自動制御学会第 25 回知能システムシンポジウム, pp.125-130, (1998).
4. 塩瀬隆之, 榎木哲夫, 岡田美智男, 片井修: 社会性の発現機構を内包した多主体分類子系の設計, 日本ファジィ学会第 14 回ファジィシンポジウム, pp.545-548, (1998).
5. 塩瀬隆之, 榎木哲夫, 二階堂恭弘, 仲島晶, 石原英: 習熟者の技能継承を指向したインタラクティブ・エージェントの設計, ヒューマンインタフェースシンポジウム'99, pp.847-852, (1999).
6. 塩瀬隆之, 二階堂恭弘, 榎木哲夫, 仲島晶, 石原英: 視点の自己同一性に基づく技能継承支援エージェントの開発, 計測自動制御学会システム/情報部門シンポジウム 2000 講演論文集, pp.25-30, (2000).