

〔公 開〕

TR-M-0002

共有仮想空間の知的利用のための
定性的システム同定法と2レベルオートロジー
に関する研究

安 部 伸 治
Shinji ABE

1 9 9 6 2 . 8

A T R 知能映像通信研究所

共有仮想空間の知的利用のための定性的システム同 定法と2レベルオントロジーに関する研究

安部 伸治

ATR 知能映像通信研究所

1996年2月8日

内容概要

人間寄りの記号的な表現と実世界寄りの記述の間には一般に大きなギャップが存在する。そのために、実世界に存在する対象を記号的に記述したり、またこれとは逆に記号的な表現を実世界(に近い表現)に反映させることはきわめて難しく、計算機環境を利用した一貫した自動処理を実現することは困難である場合が多い。共有仮想空間の知的利用とは、計算機環境を利用した仮想空間を人と人あるいは人とマシンが共有し、人と計算機が協調しながら人間寄りの記号的な表現と実体寄りの記述とのマッピングを行なって、このようなギャップを埋めてゆくための環境をつくり出すことを指すものとする。

本論文では、そのための基盤技術として2つの提案を行なう。

その第一は、物理的な現象あるいは社会的な現象として実世界で発生することがらを分析的に解釈し、理解するために必要な人間寄りの記号表現すなわち方程式表現を獲得するための支援技術である。これは、数理モデル生成技術と捉えられるが、人間が行なうモデル生成では対象とする現象の背景にある原理・原則に基づく深い考察によって数学的な記述を得ることが行なわれる。そこで、このような過程を計算機環境を利用して支援するための基盤技術として、定性的システム同定法を提案する。本手法は、対象系の挙動を与えることにより挙動の記述からダイレクトに方程式表現を獲得する手法であり、これにより仮想空間において物理世界や社会的な現象を再現することが可能となるため、原理・原則的な理解や考察に必要な極めて有力な材料を与える手法である。本手法は、定性推論をベースとする技術で、対象系の挙動に関する大雑把な記述や不完全な記述を許容するという大きな特徴を持った手法である。

第二は、人間寄りの言語表現を計算機が理解し仮想的な物理世界の対象表現を得る手法である。ここでは、人間の言語表現と補助的な表現手段として用いられる手振りを認識し、人間が頭の中で思い描いたメンタルイメージをグラフィクスとして可視化する手法を提案する。一般にメンタルイメージを予め完全に言語表現で記述し尽くすことは困難であり、逐次的に言語表現を解釈してグラフィクスに反映し、徐々にメンタルイメージに近付けてゆく過程に計算機環境が介在することが効果的である。本手法では、このようなプロセスを2レベルオントロジーと呼ぶ3次元形状に関する概念体系を用いて実現する。

本論文は、全7章から構成される。第1章に序論を述べ、第2章では共有仮想空間の知的利用について、第3章では実時間因果を含まない系のシステム同定問題について、第4章では

実時間因果を含む系のシステム同定問題-(1) 定性的な状態の推定について、第5章では実時間因果を含む系のシステム同定問題-(2) 制約規則の推定について、第6章では2レベルオントロジーによるグラフィクス生成・編集技術について論じ、第7章に総論を述べる。以下に各章の概要を述べる。

第1章の序論では、本論文の目的と位置づけを明確にする。

第2章では、共有仮想空間の知的利用に関する背景や目的などについて詳しく論じ、物理的な対象が最終的な生産物となるような創造活動を支援する環境の実現のための枠組みを提案し、要素技術を明らかにする。

第3章、第4章および第5章は、時間変動に関する記号表現、すなわち数理モデルの獲得方法に関する提案である。

第3章では、実時間因果を含まない系を対象として、ブラックボックスの内部構造を、入出力の定性的な関係から導く手法を提案する。

第4章では、実時間因果を含む系を対象として、値や挙動の不明確な変量を含む対象系に対して、変量に関する大雑把で定性的な記述から、定性的に量子化された位相空間において対象系の可能な挙動を明らかにする手法を提案する。

第5章では、実時間因果を含む系を対象として、変量に関する大雑把で定性的な記述から、対象系の因果構造を定性的な常微分方程式で定式化する手法を提案する。

第6章は、人間寄りの概念表現をグラフィクスレベルに翻訳するメカニズムとして、3次元形状に関する知識(2レベルオントロジー)を用いた手法を提案する。さらに、利用者の文脈に応じて常に適切なオントロジーを参照するメカニズム、ドメイン遷移メカニズムの提案を行う。

最後に第7章では、本研究で得られた成果を要約し、本研究の成果の応用分野の可能性について述べる。さらに、関連研究や今後に残された課題についても述べる。

目次

第1章 序論	1
1.1 本研究の意義	1
1.2 位置付け	1
1.3 本研究の目的	2
1.4 本研究の概要	2
第2章 共有仮想空間の知的利用	4
2.1 まえがき	4
2.2 共有仮想空間の実現のための技術	4
2.3 創造的な活動の支援と計算機環境の利用に関する背景	4
2.3.1 発想の支援	4
2.3.2 計算機環境と人間の間表現の共有	5
2.4 創造的活動の支援と共有仮想空間の知的利用	6
2.5 要素技術	8
2.5.1 分析的なプロセスの支援	8
2.5.2 言語的レベルのアイデア断片の創出支援	9
2.5.3 言語的レベルのアイデアの可視化	10
2.5.4 仮想物体によるアイデアの可視化	11
2.6 むすび	12
第3章 実時間因果を含まない系のシステム同定問題	13
3.1 まえがき	13
3.2 数学モデル	13
3.3 定性的な解釈の特徴について	15
3.4 変量に関する定性的な取り扱い	16
3.4.1 変量の量子化 (定性値と定性微分値)	16
3.4.2 方程式の定性化	17
3.5 モデル推定法	18
3.5.1 モデル推定法の基本的なアイデアについて	18
3.5.2 有理式を用いた場合の展開	20
3.5.3 変数の1階微係数まで観測された場合についての適用	21
3.6 実験例	23
3.7 推定されるモデルの不確定さについて	23
3.7.1 観測データの数による推定されるモデルの不確定さ	23
3.7.2 定性的な量子化に起因する不確定さ	23
3.8 むすび	26
第4章 実時間因果を含む系に関するシステム同定法 - その1 定性的な状態の推定	29
4.1 まえがき	29
4.2 系の挙動と状態およびその定性的な解釈について	29
4.3 本手法の概要	30
4.4 変量の量子化と時間の量子化について	31
4.4.1 変量の量子化	31
4.4.2 時間の量子化 [淵 89]	31

4.5	連続的な変化に関する基本法則について	35
4.5.1	不連続変化の禁止則	35
4.5.2	瞬間と時区間の判別	36
4.5.3	定性的積分規則	39
4.5.4	状態遷移規則の導出	42
4.6	定性的な状態の推定規則	42
4.6.1	瞬間における状態の推定 - 推定規則 1 の導出	44
4.6.2	時区間における状態の推定 - 推定規則 2 の導出	45
4.6.3	状態推定規則の適用例	48
4.7	むすび	48
第 5 章	実時間因果を含む系に関するシステム同定法 - その 2 制約規則の推定	52
5.1	まえがき	52
5.2	量子化された空間における制約規則の基本的性質について	52
5.2.1	常微分方程式と挙動の推定	52
5.2.2	微分階数について	57
5.3	定性的な状態を包括的に説明する制約規則の推定	59
5.3.1	制約規則の列挙	59
5.3.2	制約規則推定の実験例	60
5.4	制約規則の連立による矛盾の発生とその排除	60
5.4.1	矛盾発生メカニズム	61
5.4.2	矛盾排除の方法	62
5.5	モデルの絞り込み	62
5.5.1	Entropy Reduction の導入	62
5.5.2	定性的な状態遷移過程に対する Entropy Reduction の適用	63
5.5.3	Entropy Reduction の適用例	65
5.6	定性的なシミュレーションによるモデルの検証	65
5.6.1	定性的なシミュレーションの概要	65
5.6.2	例題のシミュレーション結果	68
5.7	実験	70
5.7.1	実験 1 (単振動のモデル)	70
5.7.2	実験 2 (やや複雑な振動系のモデル)	71
5.7.3	実験 3 (非線形な振動モデル)	72
5.7.4	実験 4 (因果構造と状態遷移構造ならびに Entropy Reduction の値の比較)	73
5.8	むすび	77
第 6 章	2 レベルオントロジーによるグラフィクス生成・編集技術	78
6.1	まえがき	78
6.2	2 レベルオントロジーを用いた 3 次元形状編集法	79
6.3	概念レベルオントロジー	81
6.4	形状レベルオントロジー	82
6.5	ドメイン遷移メカニズム	86
6.6	文脈変化の検出と適切なドメインの判定	86
6.6.1	ドメインが明示された場合の遷移	86
6.6.2	ドメインが明示されない概念による遷移	87

6.6.3	部品の追加／削除によるドメイン遷移	87
6.6.4	部品の変形によるドメイン遷移	88
6.7	実験	89
6.7.1	実験システム概要	89
6.7.2	部品の追加によるドメイン遷移実験	89
6.7.3	部品の変形によるドメイン遷移実験	94
6.8	むすび	96
第7章	総論	97
7.1	本論文のまとめ	97
7.2	議論	98
7.2.1	定性的な状態推定法における連続性の仮定	98
7.2.2	実時間因果の及ぶ範囲	98
7.2.3	定性的多項式の表現能力について	101
7.2.4	メンタルイメージ可視化技術におけるドメイン遷移後の対象語彙の変化について	101
7.2.5	メンタルイメージ可視化技術における仮想物体の空間的な配置関係について	102
7.3	関連研究	102
7.3.1	定性的システム同定法と相肖像解析との関わりについて	102
7.3.2	定量的なシステム同定法との比較	103
7.3.3	定性的なシステム同定問題を扱った研究	104
7.3.4	確率有限状態オートマトンを使ったシステム同定	105
7.3.5	定性的な量子化による状態遷移の偶然性を定量化する手法に関して	108
7.3.6	メンタルイメージ可視化技術におけるドメイン遷移メカニズムと情報検索技術との関連について	109
7.3.7	ドメイン遷移メカニズムと連想検索との関連について	109
7.3.8	ドメイン遷移メカニズムと3次元形状の類似検索手法との関連について	110
7.3.9	メンタルイメージ可視化技術における概念レベルオントロジーの構築 - 知識の再利用に関する技術との関連 -	110
7.4	応用分野	112
7.4.1	定性的システム同定法に関する応用分野	112
7.4.2	メンタルイメージ可視化技術に関する応用分野	112
7.5	今後の研究課題	113
7.5.1	定性的システム同定法における計算の効率化について	113
7.5.2	定性的システム同定法における分布定数系 (偏微分方程式) の扱いについて	113
7.5.3	メンタルイメージ可視化手法におけるオントロジー構築手法の確立	117

第1章 序論

1.1 本研究の意義

様々な知識を統合的に利用して、人間が行う様々な知的な活動を効果的に支援しようとする研究が行われるようになってきた [岩爪 94, 西田 94, 武田 94]. この背景には、ネットワークを通じて広範な情報へのアクセスが可能となった一方で、それらの膨大な情報源を統合的に利用するための糸口がなかなか見いだし難い場合が多々あることが挙げられる. もっとも大きな課題は、人間と計算機環境の間の情報の実質的な共有を実現することであろう. すなわち、人間寄りの表現と計算機寄りの表現との間にはきわめて大きなギャップが存在し、人間同士のコミュニケーションを目的として利用されてきた情報の表現は計算機処理には必ずしも適切な表現となっておらず、またこれとは逆に特定の目的を持って計算機寄りの表現として蓄積されてきた情報を人間同士のコミュニケーションに利用しようとする、利用する人間に対して特定のスキルを要求せざるを得ないのが現状である.

知識の統合に関する数々の研究は、基本的にはこのような状況を克服し、人間と計算機環境との間の実質的な情報の共有を実現した上で、人間が行う様々な知的活動の円滑化を図ることを目指したものである.

最近では、人間寄りの情報表現すなわちテキスト情報を分類・構造化した上で、その構造を計算機寄りの情報として利用して、さらに情報収集を行う枠組みが提案されている [岩爪 94]. これは、基本的にはテキスト情報を前提として、情報の様々な側面を捉えて収集を行ったり、利用者の意図に沿って情報を整理・統合するための技術である. したがって、人間と計算機との間の情報の共有という視点から言えば、人間側の情報表現から徐々に計算機処理可能な表現へと近づけるアプローチを採用した手法と捉えて良い.

一方、人間が行う知的活動の中には、テキスト情報などのような言語的なレベルを越えて、より実世界寄りの記述に近い表現を人間寄りの表現と対応させる必要がある場合がある. たとえば芸術活動や商品企画などのように、物理的な対象物が最終的な生産物であるような領域では、コンセプトのような言語的なレベルの記述をある種実体として表現する努力が必要とされる. このような活動に計算機環境を介在させ、活動の効率化を図る方法のひとつとして、グラフィクス技術によって仮想の空間を実現し、そこで仮想的な対象物を造り上げる手法を考えることができる. ここでは、物理的なレベルの記述として計算機内部で表現された事柄を人間寄りの表現として記号的に記述したり、またこれとは逆に記号的な表現を物理的な記述に反映させるための技術が必要となる. 様々な設計問題を対象とした従来の CAD などは、基本的にこのような問題を扱ったものであるが、利用される記号表現がきわめて物理レベル寄りの表現となっており、前述したように特定のスキルを利用者に強いる結果となっている. したがって具体的な課題として、グラフィクスレベルの表現と人間寄りの表現の間に技術的な橋掛けを行って、物理的な対象に関する人間と計算機との間の実質的な情報の共有を実現することが必要である.

1.2 位置付け

人間が行う知的活動、特に人間が行う創造的な活動の比較的上流過程では、広範な知識や情報が必要とされているばかりでなく、それらを様々な視点で捉え直す必要がある. また、芸術活動や商品企画などのような物理的な対象物が最終的な生産物となるような創造活動では、逐次的に対象を構成して次々と編集・加工を加えながらアイデア自身をブラシアップしてゆく過程が幾度となく繰り返される. これらのような活動に対して計算機を介在させることによって、創造的な活動に付随する手続き的な作業から人間を解放し、純粋に創造的な

過程に集中させることができれば、全体として創造活動は効率化される。したがって、創造的な活動の支援は、人間と計算機環境との間の知識や情報の共有がもたらす効果がきわめて大きな領域であると考えられる。

近年、計算機環境を利用して創造的活動の上流過程を支援しようとする、発想支援技術 [國藤 93] に関する研究が着目されるようになってきた。発想支援技術は、知識や情報の様々な側面を提示したり [渡辺 91, 角 95], 対象とする問題に関する不完全な記述を用いて情報収集を行う [岩爪 94] などの手法によって、潜在的な発想を刺激する効果を狙ったものであると考えられる。これらの研究の多くは主に言語的なレベルの活動を支援する手法が中心であるが、本研究では、最終的には仮想空間におけるグラフィクスとしてアイデアを可視化するために、物理レベルの記述と人間寄りの記号表現の間に橋掛を行う技術に関するものである。

1.3 本研究の目的

本研究は、芸術活動や商品企画などのような創造的な活動を、計算機によって作り出される共有仮想空間を利用して効果的に支援する環境を実現するための手法に関するものである。

本論文において提案される幾つかの手法は、創造的な活動の支援のための要素技術として特に、人間寄りの記号表現と計算機で処理可能な物理レベルの記述の橋掛けを行うための技術の実現を目的とする。

1.4 本研究の概要

本研究の概要は以下の通りである。

本論文では、基盤技術として3つの提案を行なう。

その第一は、芸術活動や商品企画などのような物理的な対象物が最終的な生産物となるような創造活動の支援をターゲットとし、計算機環境を利用した総合的な支援を実現するための枠組みを提案し、要素技術を明らかにすることである。

第二は、物理的な現象あるいは社会的な現象として実世界で発生することがらを解釈し、理解するために必要な人間寄りの記号表現すなわち方程式表現を獲得するための支援技術である。これは、数理モデル生成技術と捉えられるが、人間が行なうモデル生成では対象とする現象の背景にある原理・原則に基づく深い考察によって数学的な記述を得ることが行なわれる。そこで、このような過程を計算機環境を利用して支援するための基盤技術として、定性的システム同定法を提案する。本手法は、対象系の挙動を与えることにより挙動の記述からダイレクトに方程式表現を獲得する手法であり、これにより仮想空間において物理世界の現象を再現することが可能となるため、原理・原則的な理解や考察に必要な極めて有力な材料を与える手法である。本手法は、定性推論をベースとする技術で、対象系の挙動に関する大雑把な記述や不完全な記述を許容するという大きな特徴を持った手法である。

第三は、人間寄りの言語表現を計算機が理解し仮想的な物理世界の対象表現を得る手法である。ここでは、人間の言語表現と補助的な表現手段として用いられる手振りを認識し、人間が頭の中で思い描いたメンタルイメージをグラフィクスとして可視化する手法を提案する。一般にメンタルイメージを予め完全に言語表現で記述し尽くすことは困難であり、逐次的に言語表現を解釈してグラフィクスに反映し、徐々にメンタルイメージに近付けてゆく過程に計算機環境が介在することが効果的である。本手法では、このようなプロセスを2レベルオートロジーと呼ぶ3次元形状に関する概念体系を用いて実現する。

本論文は、上記の目標を実現する技術を全7章によって提案する。

本章に続く第2章では、芸術活動や商品企画などのような物理的な対象物が最終的な生産物となるような創造活動を取り上げ、個別のプロセスからなる全体的な活動のモデルを提案する。さらにそれら各々のプロセスを計算機環境を利用して支援するための要素技術を明らかにする。

第3章、第4章、第5章は対象系の時間的な変動に関する記述から人間寄りの記号表現として方程式による表現を獲得する手法に関する提案である。第3章では、実時間因果を含まない系、すなわちある変数の変化による因果が時間遅れなく他の変数に伝播するような系を対象とするシステム同定問題について述べる。ここでは、対象系を複数入力とひとつの出力を持つブラックボックスと見なし、入出力の増減関係に関する定性的な記述を観測事例として与えることにより、ブラックボックス内部の因果構造を定式化する手法について述べる。この手法は、入力と出力の変化の連続性を仮定した上で、出力を複数入力に関する定性的な有理式モデルで定式化する手法である。

因果が時間遅れなく他の変数に伝播するような系とは、例えばもっとも簡単な例として、剛体の棒で連結された2つの物体の変位の関係がこれに当たる。各々の物体の変位を x_a, x_b とするとき、 x_a の値の変化はダイレクトに x_b に反映されそこに時間遅れは存在しない。すなわち x_a の値からの因果は直接的に x_b の値に反映されるのである。

これに対し、実時間因果を含む系では、ある変数の値の変化が別の変数の値の変化傾向(微係数)に対して影響を与える場合がある。このような場合、因果を伝播された側の変数はその値が変化するまでの間に一定の時間因果を伝播され続けることになる。

例えば、ある2つの物体 a', b' がバネで接続されている場合について、各々の物体の変位 $x_{a'}, x_{b'}$ の間の因果伝播を見てみよう。 $x_{a'}$ の値が変化するとバネによって伝播される因果は、物体 b' の変移の2階導関数である $d^2x_{b'}/dt^2$ に対して力として伝播する。伝播された因果は時間積分によって物体 b' の速度 $dx_{b'}/dt$ に作用し、さらに時間積分によって物体 b' の変位 $x_{b'}$ に作用する。このように実時間の経過が必要な因果伝播は実時間因果伝播と呼ばれている。

第4章と第5章では、このような実時間因果を含む系、すなわち力学系を対象としたシステム同定法を提案する。

第4章では、対象系を特徴づける複数変数に関する時系列データが観測事例として与えられた場合について、変数の間の時間相関を推定することにより、対象系が満たすべき定性的な状態を推定する手法を提案する。ここで、定性的な状態とは系を特徴づける複数変数とその導関数に関する定性的な値の組を指すものとする。

第5章では、第4章で推定された定性的状態から、複数変数とそれらの導関数の間に成立する制約規則を見い出して定式化する手法を提案する。この手法では、対象系は定性的な常微分方程式として定式化される。

第6章では、グラフィクスにより提示される仮想空間において、メンタルイメージを可視化する手法について提案を行なう。そこでは、もっとも人間寄りの表現である言語表現と補助的な表現手段として用いられる手振りによる表現を解釈し、最終的にはグラフィクスコマンドのレベルへ翻訳する手法として、2レベルオントロジーを用いたメカニズムを提案する。

第7章では、本手法の特徴と技術的限界、ならびに関連研究と今後の課題について議論する。

第2章 共有仮想空間の知的利用

2.1 まえがき

本章では、創造的な活動の支援と共有仮想空間の知的利用について論じる。

共有仮想空間とは、人間と人間あるいは人間とマシンがグラフィクスによって表現される空間を共有することにより、人間との様々な協調作業を実現する計算機環境を指すものとする。

本章では、特に芸術活動や商品企画などのような、物理的な対象が最終的な生産物になるような創造的な活動を取り上げ、そのような活動を共有仮想空間を利用して支援するための枠組と要素技術を明らかにする。

2.2 共有仮想空間の実現のための技術

共有仮想空間を実現するための技術としては、コンピュータグラフィクス技術の集大成的な技術として近年脚光を集めている仮想現実 (Virtual Reality : VR) が挙げられる。VR 技術を用いて共有仮想空間を実現した例としては、臨場感通信会議 [Noma 95] がある。これは、計算機環境によって仮想的な会議室を提供し、実際には遠隔地に離れた会議参加者が一ヶ所に集まっているような環境 (会議参加者間での仮想空間の共有) を実現するものである。臨場感通信会議は、人と人との協調作業を計算機環境によって支援する CSCW (Computer Supported Cooperative Work) を実現する環境として極めて効果的であることが [Takemura 92] に述べられている。要素技術としては、グラフィクスによる人の表情や動作の再現 [大谷 93]、3次元仮想物体の比較的単純な操作 [竹村 94]、複数仮想物体の衝突検出 [北村 93]、高臨場感立体表示 [志和 95]、音声と手振りによるマルチモーダルインタフェース [吉田 94] などが近年の主だった研究成果である。

2.3 創造的な活動の支援と計算機環境の利用に関する背景

本節では、人間の創造的な活動の支援のための技術についていくつかの異なる視点から論じる。

2.3.1 発想の支援

計算機環境を創造的な活動の上流に近い過程の支援のために利用しようとする研究の例として発想支援技術に関する研究が挙げられよう。発想支援技術に関する近年の動向については [国藤 93] に詳しく述べられているので、ここでは詳細については述べないが、大雑把な分類としては、KJ法 [杉山 93] に代表される収束的思考支援技術と、AA1 [Hori 90] や Keyword Associator [渡部 91] に代表される発散的思考支援技術などに分類される。

収束的な思考支援技術は、提出された沢山のアイディアの断片を整理統合する過程を支援する技術で、たとえば KJ法 [杉山 93] は、カード化されたアイディアの断片をグループ化して次々と上位概念を与えて行く過程として問題の整理統合を進めて行く手法である。したがってこれらの手法は、創造的な問題解決に必要なと思われる比較的たくさんのアイディアが集められた後の過程を支援する手法と考えて良い。

これに対し、創造的な問題解決のさらに上流過程では、アイディアの断片はできるだけ多く集められる方が効果的であると考えられており、このような過程を支援するのが発散的思

考支援技術である。したがって発散的思考支援技術は、主に対象とする問題に関する利用者の視点を広げる効果を狙った手法と捉えることができる。たとえば、Keyword Associator[渡部 91]は、連想辞書を用いて、入力されたキーワードを連想拡張して提示し、様々な関連性を気付かせる過程を支援することによりアイデア捻出のための視点拡大を狙った手法である。

2.3.2 計算機環境と人間の間の変現の共有

創造的な活動に対して計算機環境を効果的に介在させるためには、対象としている問題を人間と計算機環境が共有できることが必須の条件である。そのためには、人間寄りの変現と計算機寄りの変現との対応付けが重要な課題である。

これについては、知識メディアに関する研究[錦 94, 岩爪 94]が例として挙げられる。これは、人間とソフトウェアエージェントの間で知識の生産・共有・利用を行う知識コミュニティ[西田 94]に関する研究の一貫として行われているものである。

知識コミュニティ KC_0 [武田 94]では、マルチエージェント系を介したコミュニケーション空間において、様々な問題解決を行う枠組みが提案されており、テストベッドとして関西に関する種々の情報の流通・提供を行う分散型の地域情報システム KC -Kansai が開発されている。 KC_0 では、主にマルチエージェント系を構成するソフトウェアエージェント間のコミュニケーションが重要視されており、人間同士の対話は常にこのようなマルチエージェント系を介した形式をとることが前提となっている。したがって、エージェント系に関わる人間同士のコミュニケーションが必ずしも円滑に行われず、応用プロトコルやオントロジーの開発、システムの運用などの面で障害が生ずる場合があることが指摘されている。このような知見により、最近では、マルチエージェント系の枠組みに加えてそれに関わる人間同士のコミュニケーションを取り込んだ、知識コミュニティの新たな枠組み KC_1 が提案されている[西田 94]。

知識コミュニティの一連の研究の中でも、知識メディアに関する研究はきわめて特徴的な研究で、人間寄りの変現を持った情報メディアと、ソフトウェアエージェント間のコミュニケーションの媒体となる計算機寄りの変現を持った情報メディアを対応づけたものとして知識メディアが定義されている。知識メディアに関する研究では、対象としている問題を規定する概念とそれを表現する語彙が人間寄りの変現となり、これらの体系化された構造が計算機寄りの変現として利用される。したがって、知識メディア全体は対象に関する概念体系と捕らえることができ、これらはオントロジーと呼ばれている。したがって、これらの研究の中では、対象とする概念の集合から構造を抽出する過程の実現が大きな課題となる。このような課題に対して[錦 94, 岩爪 94]では、既存の利用可能な専門用語辞書や自然言語辞書を利用して、クラス-インスタンス、上位-下位概念、部分-全体概念などのような概念の関係を明確に記述しない弱い構造を持ったオントロジーを構築する手法が提案されている。

さて、現状の知識メディアに関する研究で扱われる情報は、対象とする問題に関する人間寄りの記号変現とその構造に関するもので、言語レベルオントロジーと呼ばれている。これに対して、実世界寄りの物理レベルの記述まで含めた概念体系は認識レベルオントロジーと呼ばれている。人間寄りの記号変現と計算機環境で処理可能な記述のレベルで実世界寄りの記述、すなわち物理レベルの記述の間には一般に大きなギャップが存在するため、言語レベルと認識レベルの対応付けの問題は、語彙レベルの構造化の問題を越え、対象とする問題に関するさらに深い知識の獲得などの問題へ波及する。

実世界に存在する対象を記号的に記述したり、またこれとは逆に記号的な変現を物理レベルの記述(実世界に近い変現)に反映させることはきわめて難しく、計算機環境を利用した一貫した自動処理を実現することは困難である場合が多い。

共有仮想空間の知的利用とは、計算機環境を利用した仮想空間を人と人あるいは人とマシンが共有し、人と計算機が協調しながら人間寄りの記号的な表現と実体寄りの記述とのマッピングを行なって、このようなギャップを埋めてゆくための環境をつくり出すことを指すものとする。

2.4 創造的活動の支援と共有仮想空間の知的利用

本節では、共有仮想空間を利用して創造的な協調作業を支援する環境について議論する。

グラフィクスによって構成される共有仮想空間では、表現のリアリティを追求することによって高度な臨場感を生みだし、遠隔地に離れた参加者による様々な協調活動を支援する環境を実現することができる [Noma 95]。

一方、仮想的な空間を利用することにより従来の会合では実現できないスタイルの協調活動を展開できる可能性がある。そのひとつが創造的な活動に関係する協調活動に計算機環境を介在させる方法である。研究や芸術、設計、商品企画などのような創造的な活動の初期的な過程では、複数の人々の間で沢山のアイデアを交換しながら、次第に目標とするイメージを確立して行く過程が存在する。このような過程を幾つかの側面で捉え、さらに複数の過程に分解し、それらの部分過程を計算機環境で支援する手法を考えることができる。

創造的な活動を大雑把に図1のように別ける。実際の問題解決においては、初期的なプロセス特にアイデアの確立過程は、対象とする問題を完全に定義あるいは記述することが困難である場合が多く、個別プロセスが再帰的に現れる複雑なプロセスになっているものと思われる。

状況分析の過程は、アイデアの確立過程における最終的な産物である企画の内容を左右する様々な要因について分析的に調べ、現状を的確に把握する過程である。ここでは、過去に蓄積されたデータや経験と現在のデータを照らし合わせたうえで、企画内容に関するおおまかな予測を行う過程と捉えることができる。たとえば商品企画などを例にとると、過去に採用されたコンセプトに対する社会のリアクション(売り上げなど)とその時点の社会的な複数要因との因果関係を掴むことができれば、現在求められているコンセプトに関しておおまかな予測を行えるようになる。アイデアの確立過程は基本的には創造的な活動であるから、必ずしも過去の因果の延長上で企画立案を行う必要はないが、工学的あるいは社会的に意味のあるアイデアの創造過程には現状を無視した創作はありえない。したがって、アイデアを生むための基礎的な認識を得るためには、このプロセスはきわめて重要な位置を占める。このような過程における課題は、社会的な要因と言語レベルのコンセプトの対応付けの問題である。この過程を支援するには、複数の要因の間の因果関係を明らかにする手法が必要である。

コンセプト決定の過程は、主に言語レベルのアイデアの創出過程と捉えることができ、協調的な活動としてはブレインストーミングスタイルの会合などが良く知られている。この過程は、言語的なレベルにおける発散的な思考の過程と収束的な思考の過程に分けることができると考えられており、それぞれの過程に対して共有仮想空間を利用した支援の手法を考えることができる。

そのひとつは、擬人化されたソフトウェアエージェントによる発想の転換の支援であり、発散的な思考の支援技術に位置づけることができる。これは、会議参加者同士が特定の視野からの脱却が困難で議論が膠着状態に陥ったときにこれを克服させ、アイデアが捻出される土壌を広げる役割を果たすエージェントを構築する技術である。

また、捻出された沢山のアイデアの断片について、その相関関係を共有仮想空間を利用して空間的に可視化する手法、すなわち言語レベルのアイデアの可視化技術も重要である。これは、アイデアの可視化によって新たな発想を生む場合もあり、また相互相関によって

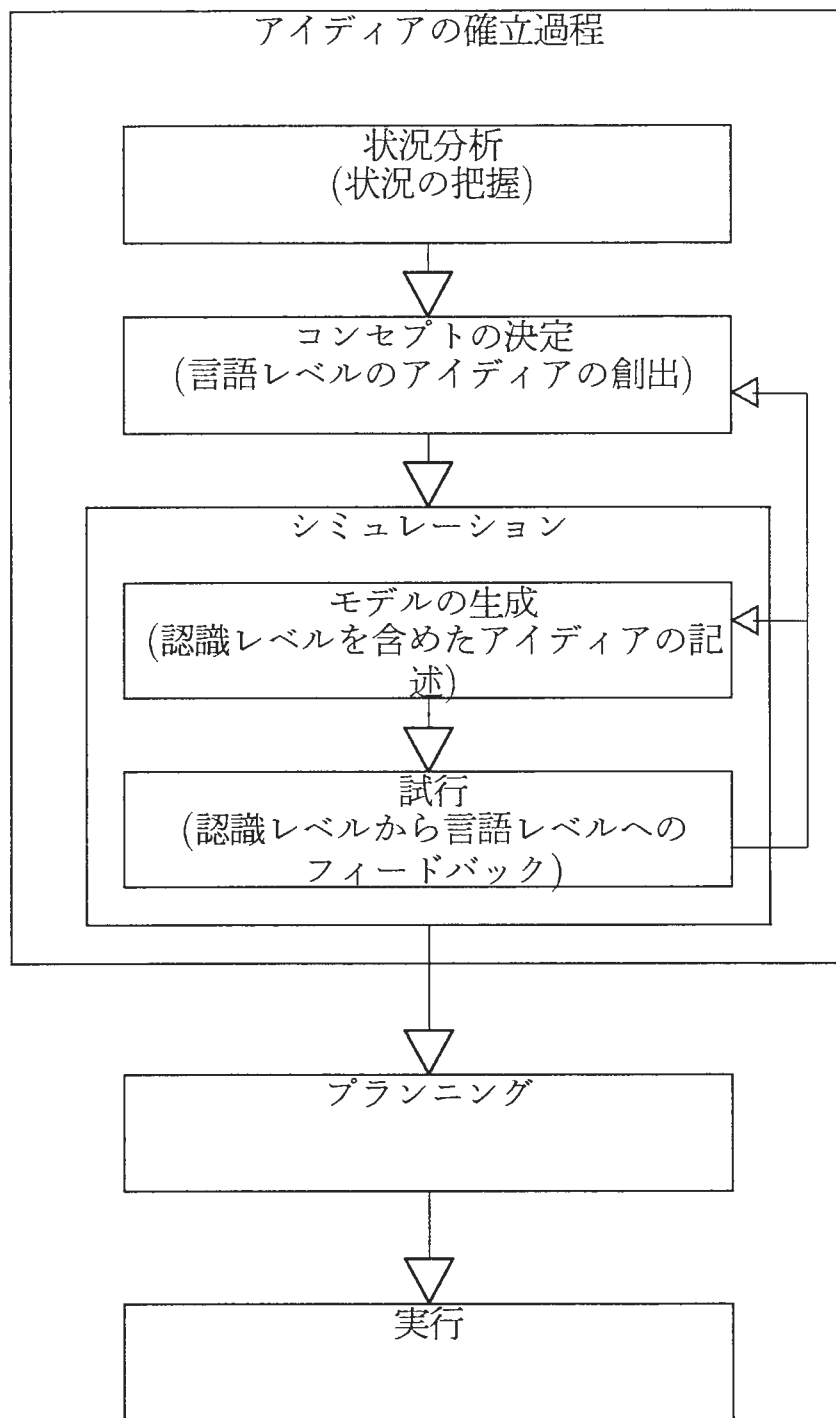


図 1: 創造的活動の初期プロセス

アイデアが整理・統合される場合も考えられるので、発散的な思考支援と収束的な思考支援の中間的な技術と捉えることができる。

収束的な思考過程の支援についてはここでは特に技術的な課題設定を行わないが、言語レベルにおけるアイデアの可視化や次に述べる認識レベルを含めたアイデアの可視化段階の支援によって効果的な支援が行われると仮定する。

シミュレーションの過程は、共有仮想空間を利用して現実に近い状況をつくりだし、そこでアイデアを試行するプロセスである。そのためには、まず認識レベルを含めたアイデアの記述、すなわちモデルの生成が必要となる。この過程は、認識レベルを含めたアイデアの可視化プロセスと捉えることもでき、これによって言語レベルへのフィードバックなども期待できる。ここでは、言語レベルと物理レベルの対応付けの問題がもっとも大きな課題となり、対象問題に関する言語レベルの記述から物理レベルの記述への翻訳過程を実現する技術が必要となる。

人間が行う実際の様々な創造的な活動の多くは、最初にシミュレーションの過程に入った段階では、アイデアは対象とする問題を漠然と記述したものである場合が多く、コンセプト確立すなわちアイデアの創出過程を含めたループを幾度も試行錯誤的に繰り返すと考えられる。したがって、計算機環境を利用してこれらの過程の一貫した自動処理を実現することはきわめて難しく、複数の人間と計算機環境との協調によって、アイデアを確立する過程を実現するのが現実的である。計算機環境の存在価値は、試行錯誤のループを加速すること、あるいは試行の領域(可能性)を拡大することにあると言って良いだろう。

2.5 要素技術

2.5.1 分析的なプロセスの支援

創造的な活動、とりわけ商品企画などのような周囲の様々な状況に左右されやすい活動においては、現状の分析と把握が活動の起点となる。このような過程では、解析対象とする要因とそれに影響を与える複数の要因をひとつの閉じた系とみなして、対象とする系の時間的な変動(挙動)を解析したり、あるいは系の変動(挙動)を予測するということが行なわれる。そのためには、対象とする系に関する数学的な記述(数理モデル)が必要となる。そこで、このような記述を得るために、

1. 原理・原則に基づく深い考察によって系をモデル化する。
2. 系を観測して得られた結果から規則性を見い出して定式化する。

ということが行なわれる。

1. に関しては、特に物理系を対象とした研究 [Forbus 84] が挙げられる。これは物理現象固有のメカニズムをプロセスという概念を用いて記述し、物理系に関する人間の常識的な理解や予測の過程をモデル化した手法である。このような考え方に基づいて対象系のモデルを生成する方法としては、[桐山 91a, 桐山 91b] などが挙げられる。これは、モデルの生成を行なう際に、様々な物理現象固有の知識を起動する思考過程のメカニズムをモデル化したものとして注目される。

2. は、システム同定問題と呼ばれるものである。システム同定問題は、系の挙動に関する観測事例からその系の内部構造、すなわち因果的な構造を知る問題一般とすることができる。

典型的な問題として、対象系をブラックボックスと見なして、その入力と出力の関係を観測事例として与えることにより、ブラックボックス内部の因果構造を知る、という問題がある。このような問題に対して、通常(定量的な)システム同定問題では、ステップ関数やデ

ルタ関数、正弦波などのような特定の関数を入力として対象系に与え、それらに対する応答を観測することにより伝達関数を推定する方法が良く知られている [Timothy 75]. このような観測は制御可能な系を対象とし、アクティブな観測が可能であることが前提となる. しかしながら、通常の問題解決の場面において対象系が制御可能な系であるとは限らないため、パッシブな観測によって得られた観測結果から系を同定するための何らかの手法が必要である. パッシブな観測によってシステム同定を行なう手法のひとつとして最近では、対象系の因果構造を木構造とみなして構造の同定を行なう GMDH(Group Method of Data Handling) アルゴリズム [Ivakhnenko 71] や、遺伝アルゴリズムを利用したシステム同定の手法 STROGANOFF [伊庭 93] が提案されている. これらの定量的な手法としてのシステム同定法は、系を特徴づける変量が定量的に観測されていることが前提となり、設計の初期過程などのように変量の値や挙動に関してある意味で厳密な記述が困難である場合には、これらの大雑把な記述から対象系の因果構造を同定するための手法が必要である.

系の理解過程などにおける定性的な思考では、系を特徴づける変数の間に因果を伝播させて系の構造を理解したり、時間軸上で因果伝播を行なって挙動を予測するということが行なわれる. 定性推論では、後述する定性値や定性微分値を用いてこのような思考過程をトレースするための様々な方法が論じられている [西田 90, 西田 93a, de Kleer 84, Forbus 84, Kuipers 86, Weld 89].

通常、人間が行なう問題解決の過程の中でも問題の初期的な定式化の過程は、高い精度が要求されるような緻密な情報処理過程というより、大雑把で定性的な思考過程であるように思われる [西田 90]. また、社会的な現象などが解析の対象となる場合、対象系に含まれる複数要因のすべてについて過去の定量的なデータが残されている場合はむしろ稀であり、定量的な解析手法や統計的な分析手法を用いることができない場合がある. したがってこのような場合、定性的な解析の手法が必要となる.

このような応用に対して、定性推論における構造解析や挙動解析いわゆる定性シミュレーションでは、系の構造やトポロジーを記述して、トポロジー上あるいは時間軸上で因果伝播を行なうことにより、系の挙動に関する記述を得ることが出来る. しかしながら、対象系の構造やトポロジーの決定といったような過程は結局、試行錯誤的にならざるを得ない.

したがって、上述の例を代表とする多くの問題解決においては、観測された挙動を満たす因果的な構造を同定する必要がある、これは定性的システム同定問題として位置付けられる.

このような数理モデルの獲得手法を確立することにより、分析的なプロセスにおいて対象とする現象に関するシミュレーションが可能となり、解析結果を共有仮想空間において視覚的に示すなどのような支援形態を実現することができよう.

定性的な数理モデル獲得手法の確立は、本研究における主要なテーマのひとつであり、本章以後第3章、第4章および第5章において詳細に論じる.

2.5.2 言語的レベルのアイデア断片の創出支援

言語的なレベルのアイデアの断片を捻出する過程の支援手法として、共有仮想空間を利用した発散的な思考支援の試みを行った [西本 94]. これは、共有仮想空間をブレインストーミングの場として利用し、そこに計算機を背後に持った仮想の人格を登場させて、議論の活性化を図ろうとする研究である.

ブレインストーミングは、“批判厳禁”、“質より量”、“自由奔放”、“便乗意見奨励”の原則のもと、様々な角度からアイデアの断片を提案し合うといった形式の会合で、様々な創造的かつ協調的な活動のもっとも上流過程に属する会合として多く利用されている. しかしながら、参加者が特定の分野の専門家や狭い領域の専門家のみで構成されている場合など、会議参加者全体として特定の概念や考え方に固執して狭い視野からの脱却が困難に陥って、会合

の活性度が低下することがしばしば発生する。このような場合、対象分野とはやや異なった分野の専門家を登場させて視点の違う意見を述べてもらうことによって、会議参加者の視点を変え、議論を活性化させる切っ掛けを与えるのが効果的な場合がある。この研究は、このような異分野専門家を計算機を背後に持った仮想の人格（仮想異分野専門家モデル）として構成することを目指したものである。

技術的なアプローチについては現状では Keyword Associator と類似しており、連想辞書を用いたキーワードの連想拡張を用いている。しかしながら、Keyword Associator のように連想拡張された単語群のみが提示されても、異なった分野の専門家にはキーワード間の関連が理解され難い場合がある。そこで [西本 94] では、会議参加者の意見を単語レベルに分解したものを連想拡張し、拡張された単語群と関連のもっとも高い（共有単語数のもっとも多い）記事やパラグラフを単位としてデータベースから検索し、仮想異分野専門家の意見として提示する手法を採用している。すなわち、記事やパラグラフなどのようなひとつのチャンクによってキーワード間の関係も含めて提示することによって、理解を促進しようとするものである。現状では、チャンク内の単語の関連は予めデータとして登録した記事に依存したのとなっており、関連の制御は実現していないが、会議参加者の興味や会合の主旨などを反映し適切な関連の制御を実現することを目指している。

異分野専門家の専門は連想辞書の構成によって実現することができ、連想銘記する記事のある特定分野から選んで銘記を行うと、その分野に詳しい仮想異分野専門家モデルを構成させることが可能となる。さらに、複数の分野の連想辞書を同時に用いて、次々と連想拡張を行うことにより、複数分野に同時に詳しい仮想異分野専門家モデルを構成できるのもきわめて特徴的である。

また、共有仮想空間における複数参加者を前提としたブレインストーミングでは、仮想異分野専門家モデルの発話タイミングを適切に制御することも重要で、他の参加者の思考の妨げになる発言を極力避け、会合の停滞した場合にのみ発話を行うための、実時間話題転換検出機能の実現を試みている [西本 95]。

2.5.3 言語的レベルのアイディアの可視化

発散的な思考過程で捻出された様々なアイディアの断片を空間的に配置して、概念的な空間を可視化することにより、創造的な協調活動を幾つかの側面から支援することができる。

ブレインストーミングなどにおける発散的な思考過程で沢山のアイディアが捻出される過程では、複数の会合参加者の間で必ずしも完全な意識合せが行われれないのが一般的であり、出されるアイディアの断片は個々の参加者固有の文脈に沿って出されてくると考えられる。したがって、特に収束的な思考段階などである程度会合全体のコンセンサスが必要な過程では、アイディア同士の関連をつかみ難く、問題の整理・統合をはじめのきっかけを失って議論が停滞する場合がある。

また、発散的な思考過程では、会議参加者の視点や文脈の違いによる異なった解釈はむしろ歓迎され、このような場合、それぞれの視点や文脈の相違を明示的に示すことができれば、新たなアイディアを生む刺激となる場合もある。ただし、それぞれの参加者は自身の文脈や他人の文脈との関連や相違を明確に意識していることは極めて稀であり、一般には表層的な意識に上がらない潜在的なレベルの認識であると考えた方がよい。したがって、そのような互いの文脈に関する関連や相違を明示的に述べてもらうことは困難である場合が一般的である。

このようなことより、何らかの手法を用いて沢山のアイディア断片の間の関連を可視化することによって、潜在的なレベルの認識を刺激・活性化して、問題の整理・統合を加速したり、あるいは新たなアイディアを生むための視点を与えることができると考える。

技術的なアプローチのひとつとしては、双対尺度法 [西里 82] を用いて思考空間を可視化する手法、CSS(Communication Support System)[角 95]がある。

双対尺度法は統計的な数量化手法の一種で、複数の属性で構成されたオブジェクト集合が与えられたときに、オブジェクト同士の属性共有性と属性同士の共起性を顕在化するように、オブジェクト集合と属性集合にそれぞれ得点数量を与える方法である。CSSでは、双対尺度法によって数量化されたオブジェクトと属性概念の両方を距離の概念を利用して空間にマッピングすることによって、概念空間を可視化している。

実際の人間どうしのコミュニケーションにおいては、伝え手が用いた語彙を知らなかったり、語彙は知っていてもそれらが用いられた文脈を理解できないために意思疎通が滞る受け手側の問題と、対象問題に関する認識が漠然としていたり、あるいは意見に整理がつかず旨く表現できないなどといったような伝え手側の問題が存在する。特に創造的な活動の一環として行われるコミュニケーションでは、後者のような状況はけっして稀なケースではない。

CSSは基本的にはこのような状況を考慮した、創造的コミュニケーション支援のための枠組みであり、概念同士の共有や共起性のよう利用者が特に意識しない暗黙の関連を可視化することによって、次のような思考を支援することを目的としている。

- 自分自身の整理:
利用者が自分自身の思考空間の構造を認識する。
- 相互理解の支援:
コミュニケーションを通して、互いに相手の思考空間の構造を理解する。
- 概念空間自身の偏り(粗密)の認識:
グループ活動の中で新たな発想を得る。

現在、前節の [西本 95] の手法によって連想拡張された概念を次々と投入し、CSSによって会合全体の概念空間を逐次可視化することによって、言語的なレベルの発散的思考過程、収束的な思考過程、ならびに議論の擦り合わせなどを総合的に支援する環境について検討を行っている。

2.5.4 仮想物体によるアイデアの可視化

シミュレーションの過程は、計算機の中で作られた仮想的な環境においてアイデアを視覚化するプロセスである。このプロセスは、商品企画などにおいては、完成イメージを絵画として表現したり、立体的なモックアップを作成する過程に相当する。

このようなモデルの構築過程では、頭の中に描かれた確固たるイメージが完成された後にモデル構築が開始されるというよりは、モデル構築の作業と同時進行的にイメージ創りが行われていると考えられる。たとえば、このようなプロセスの身近な例としては粘土細工などを挙げることができ、はじめは漠然としたメンタルイメージが粘土によって形状を構築する過程で徐々にはっきりしたものになり、メンタルイメージの完成と粘土によるモデルの完成がほぼ同時となるような状況を比較的頻繁に体験することができる。

さて、実際の商品企画などにおいては、企画を立案する立場の人間がメンタルイメージをモデルとしての的確に表現できる能力を持つことは必ずしも期待できないため、デザイナーなどのような絵画や造形に関する専門家を通じて可視化することが行われる。このような過程に計算機環境を介在させ、企画立案を行う人間に対してモデルによる表現能力を与えることができれば、このプロセスの効率化に大きく貢献するだろう。

そこで本研究では、人間どうしの対話によってメンタルイメージを伝達する際に用いている言語的な表現と、言語表現に付随して用いられる手振り表現を利用して、できるだけ自然にモデルを構築する手段を実現することを目指す。本研究では、グラフィクス環境によって作りだされる共有仮想空間において3次元仮想物体としてモデルを構築する手法を提案する。

ここでの最大の課題は、言語レベルの表現と物理レベルの記述すなわちグラフィクスレベルの形状の記述の対応付けである。本手法では、3次元形状をあらゆる言語的な概念を2レベルオントロジーと呼ぶ知識体系を利用してグラフィクスコマンドのレベルまで翻訳し、グラフィクスモデルに人間の意図を反映させる。

本手法は、この論文の主要なテーマのひとつであり、本章以後第6章において詳しく議論する。

2.6 むすび

本章では、芸術活動や商品企画などのような物理的な対象物が最終的な生産物となるような創造活動の支援をターゲットとし、計算機環境を利用した総合的な支援を実現するための枠組みを提案し、要素技術を明らかにした。

本章以降では、本章で明らかにされた要素技術のうち、特に人間寄りの表現と実体寄りの表現に橋掛を行うための技術に焦点を当てて提案を行う。

第3章 実時間因果を含まない系のシステム同定問題

3.1 まえがき

本章では, 実時間因果を含まない系を対象とした場合のシステム同定問題について述べる.

本章で対象とする系は, ある変数がある他の複数の要因(変数)と直接的な相関があり, 複数要因の変化に従って着目している変数が直接的に制御されるような系である.

典型的な問題としては次のようなものが考えられる. 一例として, ある作物の収穫高を予測するために, 考えられる幾つかの要因と収穫高との因果的な構造について調べるとい問題について考えてみる.

まず, 作物の収穫に影響を与えると考えられる幾つかの要因としてある月の, 最低気温, 最高気温, 平均気温, 日照時間, 降雨量が挙げられているものとする. そこで, それぞれの要因と収穫高との間に直接的な相関 f を仮定して,

$$\text{収穫高} = f(\text{最低気温}, \text{最高気温}, \text{平均気温}, \text{日照時間}, \text{降雨量})$$

という関係を定式化したいものとする.

このとき, 事例として収穫高と各要因の間の増減関係についての大雑把な記述(定性的な記述)が与えられた時に, 因果構造 f を定性的なモデルとして定式化する手法について考えてみたい.

3.2 数学モデル

自然科学における現象の理解や予測, 工学における設計やシミュレーションなどにおいて, 対象系に関する数学的な記述すなわち数学モデルは, 対象に関する客観的な記述として, また計算論的なモデルとしてきわめて重要である. このような記述を得る過程はモデル化と呼ばれているが, 一口にモデル化と言っても, ある現象を与えられた関数系で近似して数量化するというものから, 原理原則に基づく深い洞察によるモデル獲得まで様々なレベルがある.

また, 対象系をどのように見るかによって数学モデルを図2のように分類することができる[近藤 76].

系を確率的なものとしてモデル化や解析を行なう場合には確率論が用いられ, 系を特徴づける変数は確率変数として扱われる. 動的な系を記述するモデルは, 時刻 t に関する時間項を含む微分方程式や差分方程式となる. また, 時間軸に関して微視的な見方をした微分方程式に対して, 巨視的な見方をすると積分方程式となることが多い. 微分方程式は, 集中定数系を対象とすると, 時間軸に関する常微分方程式となり, 分布定数系を対象とすると時空間に関する偏微分方程式となる(この議論は本論文最後の章で詳しく述べる). 線形の因果関係のみで構成される系のモデルは線形方程式となり, 非線形の因果を含む系のモデルは非線形方程式となる.

図2の分類に従うと, 前提条件として本章で対象とする系は次のようなものである.

1. 確定的な系:
すなわち, ある変数から別の変数への確率的な因果は存在しないものとする.
2. 静的な系:
すなわち, ある変数から別の変数の微分値に直接影響を及ぼすような因果(実時間因果)は存在しないものとする. 実時間因果を含む系, すなわち力学系については次章以降で扱う.

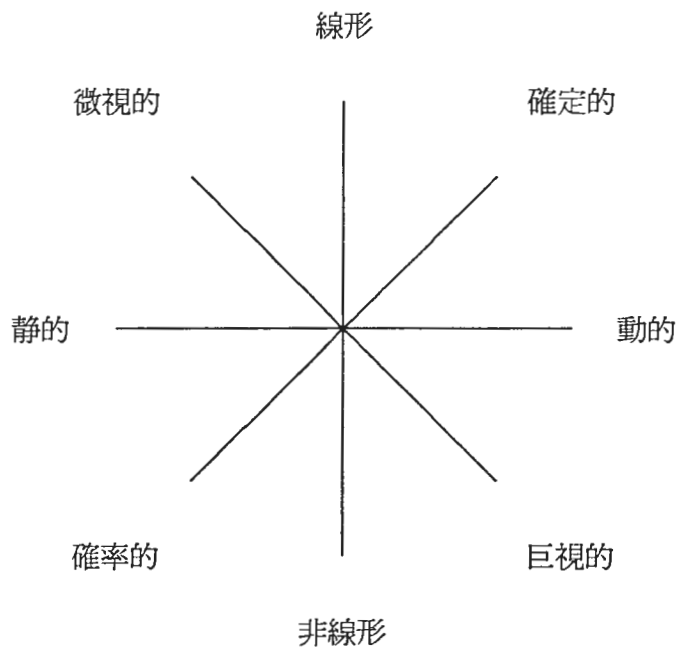


図 2: 数学モデルの分類 [近藤 76]

3. 非線形系:

線形系および非線形な因果を含んだ系を対象とする。ただし、非線形性の許容範囲は、因果構造が有理式で表現できる範囲とする。

なお、本章の議論では実時間因果を含まない系を対象とするので、時間軸に関して微視的であるか巨視的であるかという議論はできないが、次章以降で扱う力学系のモデルは、この分類では微視的なモデルに分類される(積分方程式は対象としない)。

3.3 定性的な解釈の特徴について

定性推論は、物理系に関する人間の定性的に見える論理的な思考過程をモデル化するための技術的な枠組であり、系を特徴づける変数の間に因果を伝播させて系の構造を理解したり、挙動を予測する過程をモデル化することができる。たとえば図3のように、ある系の構造を理解しようとするとき、

“ x_1 が増加すると x_2 が増加し、 x_2 が増加すると x_3 が…”

のように、系の構造に沿って順に因果を追跡することによって、全体的な構造を理解しようとする。また、ある状態の系がどのような状態へ変化しうるかといったような予測をしようとする場合にも、同じように因果(この場合は実時間因果)を追跡する。一方、因果的な構造が知られていない系に関して、複数変数の挙動が観測された場合、それらの観測結果を包括的に説明する構造を見い出そうとする。定性推論は、これらのような思考過程を後述する定性値や定性微分値を用いてモデル化しようとするものである。

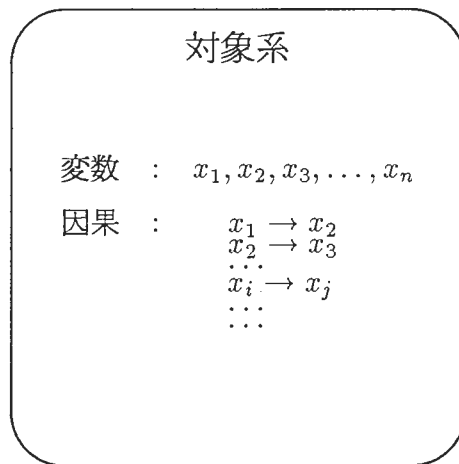


図3: 物理系を特徴づける変数と因果

定性推論のもっとも大きな特徴は、変量の値に関する定性的な解釈である。一般に定量的なモデルでは、変量の値にはひとつの数値が割り当てられることを前提としている。これに対し定性的なモデルでは、変量の値は定性的に量子化された区間として記述され、ある種の不確定さを許容する。したがって、値や挙動に関する詳細が不明な変量については不確定さを残したままモデル化することが可能となる。変量に関する定性的な解釈によって、このようなきわめて大きな利点を得られる一方、変量の不確定さは、挙動予測の際には系に関する

可能な挙動の不確定さ、あるいはモデル化の際には得られるモデルの不確定さ、となって現れる。

最終的に得られる挙動やモデルの不確定さを扱う上では、確率論的な解釈が可能であるが、このように、対象系が確定的な系であっても最終的には、確率論的な概念が現れるのも定性推論の大きな特徴のひとつである。不確定さに関する確率的な扱いについては、本論文の後半(第5章)で議論する。

3.4 変量に関する定性的な取り扱い

本節では、準備として変量に関する定性的な取り扱いについて述べる。

特に、変量を取り得る連続的な値の空間を定性値で記述される空間へ量子化する手法、および量子化された空間での演算操作などについて述べる。

3.4.1 変量の量子化 (定性値と定性微分値)

定性推論において、変量に関する定性的な解釈を“定性値”と呼ぶ。定性値は、 $-\infty \sim +\infty$ の量空間 R^n を有限個の境界標 (landmark) と开区間を用いて量子化し、それぞれをシンボル化したものである。

一般的には、任意の N 個の境界標 (L_1, L_2, \dots, L_N) で空間 R^n を量子化してシンボルを与えることにより、次の表のような定性値の空間 Q^n を定義することができる。

量子化された空間		割当てられたシンボル
开区間 $(-\infty, L_1)$	→	$[I_{-\infty}^{L_1}]$
境界標 L_1	→	$[L_1]$
开区間 (L_1, L_2)	→	$[I_{L_1}^{L_2}]$
境界標 L_2	→	$[L_2]$
...
开区間 (L_{j-1}, L_j)	→	$[I_{L_{j-1}}^{L_j}]$
境界標 L_j	→	$[L_j]$
...
开区間 $(L_N, +\infty)$	→	$[I_N^{+\infty}]$

例えば、もっとも簡単な例としてゼロを唯一の境界標として変量の空間 R^n を量子化して、次の表に示したようなシンボルを与えた Q^n 空間を定義することができる。

量子化された空間		割当てられたシンボル
开区間 $(-\infty, 0)$	→	$[-]$
境界標 0	→	$[0]$
开区間 $(0, +\infty)$	→	$[+]$

定性値は、 R^n 空間の値 x と区別して、 $[x]$ のように表記されることが多い。

さらに定性推論の特徴のひとつとして、変量の微係数に関する定性的な解釈を導入しており、定性微分値と呼ばれている。定性微分値が取り得る値の空間は、定性値と同様に R^n 空間を量子化して定義することができる。

R^n 空間における変数 x の n 階微係数 $d^n x/dt^n$ に関する定性的な解釈 $[d^n x/dt^n]$ は、 $\partial^n x$ と表記されることが多い。

一例として、ゼロを唯一の境界標とする Q^n 空間における1階導関数の値の解釈を示すと次のようになる。

定性微分値	解釈
$\partial x = [+]$	$\rightarrow x$ は増加傾向にある。
$\partial x = [0]$	$\rightarrow x$ は定常状態にある。
$\partial x = [-]$	$\rightarrow x$ は減少傾向にある。

3.4.2 方程式の定性化

n 次元ユークリッド空間を R^n 、これを量子化した空間を Q^n とする。このとき、写像

$$q : x \in R^n \rightarrow q(x) = [x] \in Q^n \tag{1}$$

を定性化と呼ぶ [西田 90]。

変量の量子化については前節で述べたとおりであるが、 Q^n 空間における量子化された変量間の演算関係についても、 R^n 空間に矛盾しない形で定義しておかなければならない。ここで、

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \{x_1, x_2, \dots\} \in R^n \\ [\mathbf{x}] &= \{[x_1], [x_2], \dots\} \in Q^n \end{aligned}$$

とすると、 R^n 空間で定義されたある演算操作 f_r を式 (1) に従って定性化して、 Q^n 空間における演算操作 f_q を定義したい。すなわち、次の写像関係により f_q を定義したい。

$$q : f_r(\mathbf{x}) \in R^n \rightarrow q(f_r(\mathbf{x})) = f_q([\mathbf{x}]) \in Q^n$$

前節で一例として示した3つのシンボル $\{+, [0], [-]\}$ で与えられる Q^n 空間において、表1のような演算関係が紹介されている [de Kleer 84, Forbus 84, 淵 89]。ここで、加算関係の表

表 1: 定性値の加算関係と乗算関係

(a) 加算関係				(b) 乗算関係			
+	[+]	[0]	[-]	×	[+]	[0]	[-]
[+]	[+]	[+]	[+0-]	[+]	[+]	[0]	[-]
[0]	[+]	[0]	[-]	[0]	[0]	[0]	[0]
[-]	[+0-]	[-]	[-]	[-]	[-]	[0]	[+]

中の $[+0-]$ は、変数の値の不確かさが开区間 $(-\infty, +\infty)$ に及ぶことを意味するシンボルとして導入されたものであり、

$$(-\infty, +\infty) \rightarrow [+0-]$$

である。したがって, $[+0-]$ を含むシンボルの間には次のような包含関係 \subseteq を定義することができる。

$$\begin{aligned} & \forall \alpha_{min}, \alpha_{max}, \beta_{min}, \beta_{max} \in \mathbf{R}^n \\ & [a] \stackrel{def}{=} (\alpha_{min}, \alpha_{max}), [b] \stackrel{def}{=} (\beta_{min}, \beta_{max}) \\ & \text{であるとき,} \\ & [a] \subseteq [b] \iff \alpha_{min} \geq \beta_{min}, \alpha_{max} \leq \beta_{max} \\ & (\text{例 } [a] = [+], [b] = [+0-] \implies [a] \subseteq [b]) \end{aligned}$$

さて, \mathbf{R}^n 空間で定義された演算操作 f_r と \mathbf{Q}^n 空間で定義された演算 f_q の間には,

$$f_q([\mathbf{x}]) = [f_r(\mathbf{x})]$$

ただし, $q(f_r(\mathbf{x})) \rightarrow [f_r(\mathbf{x})]$ と表記した。

が成り立つことが望ましい。そのためには,

$$[f_r(\mathbf{x})] \subseteq f_q([\mathbf{x}]) \quad (\text{健全性})$$

$$f_q([\mathbf{x}]) \subseteq [f_r(\mathbf{x})] \quad (\text{完全性})$$

が同時に成立しなければならない。ところが, 加算関係においては完全性は満たされない。つまり,

$$[x_1 + x_2] \subseteq [x_1] + [x_2]$$

は成立するが,

$$[x_1] + [x_2] \subseteq [x_1 + x_2]$$

は必ずしも成立しない。

したがって, \mathbf{R}^n 空間で定義された方程式

$$y = f_r(\mathbf{x})$$

における f_r が加算演算操作を含む場合, この方程式を定性化すると

$$\begin{aligned} [y] &= [f_r(\mathbf{x})] \\ &\subseteq f_q([\mathbf{x}]) \end{aligned}$$

となる。

3.5 モデル推定法

3.5.1 モデル推定法の基本的なアイデアについて

まず, 第1節で述べたように, \mathbf{R}^n 空間を取り得る値の範囲とするような変量として定義できる n 個の要因 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ と, それらの要因によって直接的に制御されるような変量 y を考える。ここで,

$$\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$$

とおき, \mathbf{x} と y との間の未知の相関 $y = f(\mathbf{x})$ を図4のようなブラックボックスと見なす。

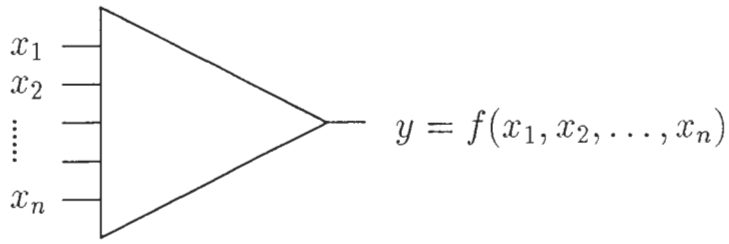


図 4: n 入力 1 出力を持つブラックボックス

今, ブラックボックスの入出力の関係として, 入出力値の d 階の導関数まで観測されているとする. すなわち,

$$(y, \mathbf{x}), (\dot{y}, \dot{\mathbf{x}}), (y^{(2)}, \mathbf{x}^{(2)}), (y^{(3)}, \mathbf{x}^{(3)}), \dots, (y^{(d)}, \mathbf{x}^{(d)})$$

を観測値とする. ここで表記上,

$$\mathbf{x}^{(d)} = \frac{d^d \mathbf{x}}{dt^d} = \left(\frac{d^d x_1}{dt^d}, \frac{d^d x_2}{dt^d}, \dots, \frac{d^d x_n}{dt^d} \right)$$

と記述した.

このような観測値が与えられたときに, ブラックボックス内部の因果的な構造を表す関数 f を推定する手法について考えてみよう.

$f(\mathbf{x})$ が全微分可能で, \mathbf{x} が時刻 t に関して微分可能であるとすると, f は t の関数として微分可能であり, その導関数は,

$$f^{(1)} = \dot{f} = (\dot{\mathbf{x}} \cdot \nabla_{\mathbf{x}}) f = \dot{x}_1 \frac{\partial f}{\partial x_1} + \dot{x}_2 \frac{\partial f}{\partial x_2} + \dots + \dot{x}_n \frac{\partial f}{\partial x_n} \tag{2}$$

で与えられる. ここで, $\nabla_{\mathbf{x}}$ は次のような偏微分演算子ベクトルとする.

$$\nabla_{\mathbf{x}} = \left(\dot{x}_1 \frac{\partial}{\partial x_1}, \dot{x}_2 \frac{\partial}{\partial x_2}, \dots, \dot{x}_n \frac{\partial}{\partial x_n} \right)$$

式 (2) を Leibniz の公式を用いて高階へ拡張すると, 次の式 (3) を得ることができる.

$$f^{(d)} = \sum_{r=0}^{d-1} \binom{d-1}{r} (\mathbf{x}^{(d-r)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}}) f^{(r)} \tag{3}$$

たとえば, 3 階までの例を示すと次のようになる.

$$\begin{aligned} f^{(1)} &= (\mathbf{x}^{(1)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}}) f \\ f^{(2)} &= \left\{ (\mathbf{x}^{(2)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}}) + (\mathbf{x}^{(1)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}})^2 \right\} f \\ f^{(3)} &= \left\{ (\mathbf{x}^{(3)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}}) + 3(\mathbf{x}^{(1)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}})(\mathbf{x}^{(2)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}}) + (\mathbf{x}^{(1)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}})^3 \right\} f \end{aligned}$$

ここで、これらの式の右辺の d 階演算子を $D^{(d)}$ と書くとする (たとえば, $D^{(2)} = \{(\mathbf{x}^{(2)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}}) + (\mathbf{x}^{(1)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}})^2\}$), $D^{(d)}$ は \mathbf{x} の d 階までの微係数の関数となり,

$$f^{(d)} = D^{(d)}(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(d)}) f$$

のように記述できる.

これらのことから、任意の因果構造 f を持つブラックボックスの入出力に関して次の関係が導かれる (ただし, f は d 階全微分可能でその微係数は連続, すなわち C^d 級の関数であることが前提).

$$y^{(d)} = D^{(d)}(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(d)}) f(\mathbf{x}) \tag{4}$$

さて、任意の d について観測結果,

$$y^{(d)}, \mathbf{x}, \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(d)}$$

が与えられたとき、式 (4) を直接解いて f を求めるには、 f の関数系を仮定して d 重の不定積分を実行しなければならないが、本手法では積分の過程を経由せず、以下で述べる有理式を用いて f の推定を係数列の探索問題に帰着させる手法を用いる.

3.5.2 有理式を用いた場合の展開

まず、 f の関数系として次のような有理式 g を仮定する.

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= g(\mathbf{C}, \mathbf{x}) \\ &= \frac{\sum_{K=0}^{order} a_{k_1, k_2, \dots, k_n} \prod_{i=1}^n x_i^{k_i}}{\sum_{L=0}^{order} b_{l_1, l_2, \dots, l_n} \prod_{i=1}^n x_i^{l_i}} \end{aligned} \tag{5}$$

ここで、

$$\begin{cases} K = k_1 + k_2 + \dots + k_n \\ L = l_1 + l_2 + \dots + l_n \end{cases}$$

とする. $order$ は有理式を構成する多項式の次数を表す. また、 \mathbf{C} は有理式の係数列を一括して表すものであり、次のように定義する.

$$\mathbf{C} = (\{a_{k_1, \dots, k_n}\}, \{b_{l_1, \dots, l_n}\})$$

このような有理式 g を用いれば、式 (4) の右辺の偏微分を計算することができるようになる. そこで、 \mathbf{x} に関する g の偏微分を、

$$\begin{aligned} \frac{\partial g}{\partial x_1} &= g_{x_1} \\ \frac{\partial^2 g}{\partial x_2 \partial x_1} &= g_{x_1 x_2} \end{aligned}$$

のように書くことにすると、たとえば $y^{(2)}$ は次のように計算できる.

$$\begin{aligned} y^{(2)} &= f^{(2)} \\ &= \{(\mathbf{x}^{(2)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}}) + (\mathbf{x}^{(1)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}})^2\} g \\ &= \sum_{i=1}^n x_i^{(2)} g_{x_i}(\mathbf{C}, \mathbf{x}) + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i^{(1)} x_j^{(1)} g_{x_j x_i}(\mathbf{C}, \mathbf{x}) \end{aligned}$$

このように、有理式 g を用いると結局、式 (4) は、

$$y^{(d)} = G(C, \mathbf{x}, \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(d)}) \tag{6}$$

のような形式 (G は C を係数列とする有理式) で記述することができ、観測結果

$$y^{(d)}, \mathbf{x}, \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(d)}$$

を満たす係数列 C の探索問題に帰着させることができる。

系を特徴づける変数について、 d_s 階の微係数 ($d = d_s$) までが観測された場合のモデル推定の手順は、

1. 式 (6) を前節の定性化の手順に沿って空間 Q^n に量子化し、 $d = 0 \sim d_s$ のそれぞれについて次の関係を得る。

$$\partial^d y \subseteq G_q([C], [\mathbf{x}], \partial \mathbf{x}, \partial^2 \mathbf{x}, \dots, \partial^d \mathbf{x})$$

2. $d = 0 \sim d_s$ のそれぞれの場合について、観測値を代入して常に 1. の関係を満たす係数列 $[C]$ を推定する。

3. 式 (5) を量子化して次の関係を得る。

$$f_q([\mathbf{x}]) = g_q([C], [\mathbf{x}])$$

4. 推定された係数列を代入して、 f_q を求める。

という過程により実現する。

3.5.3 変数の1階微係数まで観測された場合についての適用

ここでは、前節の手法を1階微係数まで観測された場合について適用する。すなわち、 \mathbf{x} と y の関係の観測事例として表2のようなデータが与えられたとして $f(\mathbf{x})$ を同定する。

表 2: 因果構造推定のためのデータ

$[x_1], [x_2], \dots, [x_n]$	$\partial x_1, \partial x_2, \dots, \partial x_n$	$[y]$	∂y
•, •, ..., •	•, •, ..., •	•	•
•, •, ..., •	•, •, ..., •	•	•

まず、式 (5) の有理式 g を用いて f を次のように定義する。

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2, \dots, x_n) &= g(C, x_1, x_2, \dots, x_n) \\ &= \frac{\sum_{K=0}^{order} a_{k_1, k_2, \dots, k_n} \prod_{i=1}^n x_i^{k_i}}{\sum_{L=0}^{order} b_{l_1, l_2, \dots, l_n} \prod_{i=1}^n x_i^{l_i}} \end{aligned} \tag{7}$$

$$\begin{cases} K = k_1 + k_2 + \dots + k_n \\ L = l_1 + l_2 + \dots + l_n \end{cases}$$

このような定義を用いて y を記述し、さらに定性化すると 0 階微係数の関係式 (8) を得る.

$$\begin{aligned} [y] &= [f(x_1, x_2, \dots, x_n)] \\ &\subseteq \frac{\sum_{K=0}^{order} [a_{k_1, k_2, \dots, k_n}] \prod_{i=1}^n [x_i]^{k_i}}{\sum_{L=0}^{order} [b_{l_1, l_2, \dots, l_n}] \prod_{i=1}^n [x_i]^{l_i}} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{cases} K = k_1 + k_2 + \dots + k_n \\ L = l_1 + l_2 + \dots + l_n \end{cases}$$

次に、式 (7) の j 番目の入力 x_j に関する偏微分を求めると、次の関係が導かれる.

$$\begin{aligned} f_{x_j} &= g_{x_j} \\ &= \frac{\sum_{m_s=0}^{2*order} \sum_{K+L=0}^{m_s} a_{k_1, \dots, k_n} b_{l_1, \dots, l_n} (k_j - l_j) \prod_{i=1}^n x_i^{k_i+l_i}}{x_j \{ \sum_{l_1, \dots, l_n}^{order} b_{l_1, \dots, l_n} \prod_{i=1}^n x_i^{l_i} \}^2} \end{aligned} \quad (9)$$

前節と式 (9) より、

$$y^{(1)} = f^{(1)} = (\mathbf{x}^{(1)} \cdot \nabla_{\mathbf{x}}) f = \sum_{j=1}^n x_j^{(1)} f_{x_j}$$

であるから、この右辺を式 (9) を用いて計算すると、

$$y^{(1)} = \sum_{j=1}^n x_j^{(1)} \cdot \frac{\sum_{m_s=0}^{2*order} \sum_{K+L=0}^{m_s} a_{k_1, \dots, k_n} b_{l_1, \dots, l_n} (k_j - l_j) \prod_{i=1}^n x_i^{k_i+l_i}}{x_j \{ \sum_{l_1, \dots, l_n}^{order} b_{l_1, \dots, l_n} \prod_{i=1}^n x_i^{l_i} \}^2} \quad (10)$$

$$\begin{cases} K = k_1 + k_2 + \dots + k_n \\ L = l_1 + l_2 + \dots + l_n \end{cases}$$

式 (10) は式 (6) の形式、すなわち観測値と係数列の関係式となる。ここで、式 (10) を前節の方法に従って定性化すると、1 階微係数の関係式 (11) を得ることができる。

$$\partial y \subseteq \sum_{j=1}^n \partial x_j \cdot \frac{\sum_{m_s=0}^{2*order} \sum_{K+L=0}^{m_s} [a_{k_1, \dots, k_n}] [b_{l_1, \dots, l_n}] ([k_j] - [l_j]) \prod_{i=1}^n [x_i]^{k_i+l_i}}{[x_j] \{ \sum_{l_1, \dots, l_n}^{order} [b_{l_1, \dots, l_n}] \prod_{i=1}^n [x_i]^{l_i} \}^2} \quad (11)$$

式 (8,11) に表 2 のようなデータを観測事例として与えることにより、常に式 (8,11) の関係を満たすような係数列、

$$[C] = (\{[a_{k_1, \dots, k_n}]\}, \{[b_{l_1, \dots, l_n}]\})$$

を求める。この作業は、各々の係数列をなす定性値の組み合わせに関する探索に帰着されるが、はじめは $order$ の値を $order = 1$ として探索を開始し、式 (11) を満たす係数列が存在しない場合には順次 $order$ をインクリメントしてゆく方法をとるものとする。

求められた係数列を式 (8) に代入し、これを推定されたモデルとする。

3.6 実験例

本手法を Common Lisp 環境でインプリメントし、幾つかの実験を行なった。以下はその一例である。この実験例では、量子化空間は $Q^n = \{[+],[0],[-]\}$ とする。

この例は、 x_1, x_2 という2つの入力と1つの出力を持つブラックボックスを仮定し、表3で示した入出力関係をテストデータとして与えて因果構造を推定したものである。

表3のデータは、

$$[y] = ([x_1] \times [x_2]) + [x_1] + [x_2] \quad (12)$$

という因果構造によって得られる入出力関係をテストデータとして与えたものである。

前節のプロセスに沿って表3のデータを式(8,11)に代入し、これらの式を満たす係数列を求めると、次のような2種類のモデルが推定される。

$$[y] \subseteq \frac{[x_1] \times [x_2] + [x_1] + [x_2]}{[constant]}$$

$$[y] \subseteq \frac{[x_1] \times [x_2] + [x_1] + [x_2]}{-[x_1] \times [x_2] + [constant]}$$

1番目のモデルが、式(12)として与えた因果構造と同じものである。また、2番目のモデルは因果構造は異なるが、与えた入出力関係を満たす構造となる。

3.7 推定されるモデルの不確定さについて

本節では、定性的なモデル推定における2種類の不確定さについて述べ、本手法におけるモデルの絞り込みの手法について議論する。

3.7.1 観測データの数による推定されるモデルの不確定さ

システム同定問題においては、観測結果を満たす因果構造をユニークに定めることは困難であり、モデルとしては一般に無限の可能性があると考えて良い。これはシステム同定問題一般に関することであり、定性的な量子化によるものではない。

また、観測データの数が増えると、推定されるモデルに対する制約の度合いが増し、結果的にモデルの可能性は減少する。したがって、アクティブな観測が可能な場合、すなわち制御可能な系を対象とする場合には、意識的に沢山の観測事例を使ってモデルの絞り込みを行なうことが可能である。しかしながら、パッシブな観測を前提とするところのような絞り込みの手法を用いることはできない。第7章で詳しく述べるが、このようなことから定量的なシステム同定法ではモデル化された式の構造に関する単純さのような概念を導入して、ある種モデルの絞り込みが行なわれている。

本手法は、観測結果を満たしかつ有理式を構成する多項式の次数の最も低いモデルを推定する手法であり、モデルの構造の単純さの概念を利用した絞り込みが行なわれていると考えて良い。

3.7.2 定性的な量子化に起因する不確定さ

定性的なシステム同定問題では、定性的な量子化に起因する値の不確定さを考慮する必要がある。前節でも述べたが、このような不確定さは、値や挙動の不明な変量を扱えるメリッ

表3: ブラックボックスの入出力関係に関する事例データ

data	$[x_1]$	$[x_2]$	∂x_1	∂x_2	$[y]$	∂y	data	$[x_1]$	$[x_2]$	∂x_1	∂x_2	$[y]$	∂y
1	[+]	[+]	[+]	[+]	[+]	[+]	39	[0]	[-]	[+]	[0]	[-]	[0]
2	[+]	[+]	[+]	[0]	[+]	[+]	40	[0]	[-]	[+]	[0]	[-]	[-]
3	[+]	[+]	[+]	[-]	[+]	[+]	41	[0]	[-]	[+]	[-]	[-]	[+]
4	[+]	[+]	[+]	[-]	[+]	[0]	42	[0]	[-]	[+]	[-]	[-]	[0]
5	[+]	[+]	[+]	[-]	[+]	[-]	43	[0]	[-]	[+]	[-]	[-]	[-]
6	[+]	[+]	[0]	[+]	[+]	[+]	44	[0]	[-]	[0]	[+]	[-]	[+]
7	[+]	[0]	[+]	[+]	[+]	[+]	45	[-]	[+]	[+]	[+]	[+]	[+]
8	[+]	[0]	[+]	[0]	[+]	[+]	46	[-]	[+]	[+]	[+]	[+]	[0]
9	[+]	[0]	[+]	[-]	[+]	[+]	47	[-]	[+]	[+]	[+]	[+]	[-]
10	[+]	[0]	[+]	[-]	[+]	[0]	48	[-]	[+]	[+]	[0]	[0]	[+]
11	[+]	[0]	[+]	[-]	[+]	[-]	49	[-]	[+]	[+]	[-]	[-]	[+]
12	[+]	[0]	[0]	[+]	[+]	[+]	50	[-]	[+]	[+]	[-]	[-]	[0]
13	[+]	[-]	[+]	[+]	[+]	[+]	51	[-]	[+]	[+]	[-]	[-]	[-]
14	[+]	[-]	[+]	[+]	[+]	[0]	52	[-]	[+]	[0]	[+]	[+]	[+]
15	[+]	[-]	[+]	[+]	[+]	[-]	53	[-]	[+]	[0]	[+]	[+]	[0]
16	[+]	[-]	[+]	[0]	[0]	[+]	54	[-]	[+]	[0]	[+]	[+]	[-]
17	[+]	[-]	[+]	[0]	[0]	[0]	55	[-]	[0]	[+]	[+]	[-]	[+]
18	[+]	[-]	[+]	[0]	[0]	[-]	56	[-]	[0]	[+]	[+]	[-]	[0]
19	[+]	[-]	[+]	[-]	[-]	[+]	57	[-]	[0]	[+]	[+]	[-]	[-]
20	[+]	[-]	[+]	[-]	[-]	[0]	58	[-]	[0]	[+]	[0]	[-]	[+]
21	[+]	[-]	[+]	[-]	[-]	[-]	59	[-]	[0]	[+]	[-]	[-]	[+]
22	[+]	[-]	[0]	[+]	[+]	[+]	60	[-]	[0]	[+]	[-]	[-]	[0]
23	[0]	[+]	[+]	[+]	[+]	[+]	61	[-]	[0]	[+]	[-]	[-]	[-]
24	[0]	[+]	[+]	[0]	[+]	[+]	62	[-]	[0]	[0]	[+]	[-]	[+]
25	[0]	[+]	[+]	[-]	[+]	[+]	63	[-]	[0]	[0]	[+]	[-]	[0]
26	[0]	[+]	[+]	[-]	[+]	[0]	64	[-]	[0]	[0]	[+]	[-]	[-]
27	[0]	[+]	[+]	[-]	[+]	[-]	65	[-]	[-]	[+]	[+]	[+]	[+]
28	[0]	[+]	[0]	[+]	[+]	[+]	66	[-]	[-]	[+]	[+]	[+]	[0]
29	[0]	[0]	[+]	[+]	[0]	[+]	67	[-]	[-]	[+]	[+]	[+]	[+]
30	[0]	[0]	[+]	[0]	[0]	[+]	68	[-]	[-]	[+]	[0]	[0]	[+]
31	[0]	[0]	[+]	[-]	[0]	[+]	69	[-]	[-]	[+]	[0]	[0]	[0]
32	[0]	[0]	[+]	[-]	[0]	[0]	70	[-]	[-]	[+]	[0]	[0]	[-]
33	[0]	[0]	[+]	[-]	[0]	[-]	71	[-]	[-]	[+]	[-]	[-]	[+]
34	[0]	[0]	[0]	[+]	[0]	[+]	72	[-]	[-]	[+]	[-]	[-]	[0]
35	[0]	[-]	[+]	[+]	[-]	[+]	73	[-]	[-]	[+]	[-]	[-]	[-]
36	[0]	[-]	[+]	[+]	[-]	[0]	74	[-]	[-]	[0]	[+]	[+]	[+]
37	[0]	[-]	[+]	[+]	[-]	[-]	75	[-]	[-]	[0]	[+]	[+]	[0]
38	[0]	[-]	[+]	[0]	[-]	[+]	76	[-]	[-]	[0]	[+]	[+]	[-]

トがある反面, 推定されるモデルの可能性が増し, 結果的にモデル数は増大する. ただし, このようなモデルの不確定さは, 前節の絞り込みによって有限の可能性に押えることができる.

定性的に量子化された空間では, このような不確定さ以外にも, 演算によって不確定さが増大する場合がある. すなわち, 定性値どうしの演算は基本的には R^n 空間において区間で表された変量の定義域から演算結果の値域を求める演算と等価であるから, 演算によっては値域は定義域よりかなり広い区間ともなり得る.

いま, 観測された入出力関係を満たす2つの定性的なモデル f_1, f_2 があるとする. ここで, ある観測データ,

$$([\mathbf{x}], \partial \mathbf{x}, \partial^2 \mathbf{x}, \dots, \partial^d \mathbf{x}, \dots, \partial^D \mathbf{x}, [y], \partial y, \partial^2 y, \dots, \partial^d y, \dots, \partial^D y)$$

に対して,

$$\begin{cases} \partial^d y \\ f_1^{(d)}([\mathbf{x}], \partial \mathbf{x}, \partial^2 \mathbf{x}, \dots, \partial^d \mathbf{x}) \end{cases} \subseteq \begin{cases} \partial^d y \\ f_2^{(d)}([\mathbf{x}], \partial \mathbf{x}, \partial^2 \mathbf{x}, \dots, \partial^d \mathbf{x}) \end{cases}$$

かつ,

$$f_1^{(d)}([\mathbf{x}], \partial \mathbf{x}, \partial^2 \mathbf{x}, \dots, \partial^d \mathbf{x}) \quad \text{がとり得るシンボルの数} < f_2^{(d)}([\mathbf{x}], \partial \mathbf{x}, \partial^2 \mathbf{x}, \dots, \partial^d \mathbf{x}) \quad \text{がとり得るシンボルの数}.$$

となるとき, d 階の微係数において f_2 は f_1 に比較して出力値の不確定さが大きいと言う. すなわち同じ入力値に対して, f_2 は出力の値がより確率的 (偶然性が大きい) なモデルであると言って良い.

このような, 出力値の不確定さの概念は, 推定されるモデルの絞り込みに利用することができる. すなわち, 観測データを満たし, かつ出力に対する偶然性の最も少ないモデルを最終的な候補とすれば良い.

第3.6節の実験結果として推定された2つのモデルをそれぞれ, f_1, f_2 としてみよう.

$$[y] \subseteq f_1([x_1], [x_2]) = \frac{[x_1][x_2] + [x_1] + [x_2]}{[+]}$$

$$[y] \subseteq f_2([x_1], [x_2]) = \frac{[x_1][x_2] + [x_1] + [x_2]}{-[x_1][x_2] + [+]}$$

また,

$$\partial y \subseteq f_1^{(1)}([x_1], [x_2], \partial x_1, \partial x_2) = [x_1] \partial x_2 + [x_2] \partial x_1 + \partial x_1 + \partial x_2$$

$$\begin{aligned} \partial y &\subseteq f_2^{(1)}([x_1], [x_2], \partial x_1, \partial x_2) \\ &= \frac{\{-[x_1][x_2] + [+]\} \{[x_1] \partial x_2 - [x_2] \partial x_1\} + \{-[x_1] \partial x_2 - [x_2] \partial x_1\} \{[x_1][x_2] + x_1 + x_2\}}{\{-[x_1][x_2] + [+]\}^2} \end{aligned}$$

となる.

表3の観測データのうちブラックボックスの入力値を, これら4つの式に代入して出力値を計算してみると, 表4のようになる (表中 $[y]$ および ∂y は観測値, 他は計算値). ここで, 定性値の不確定さを,

$$\begin{aligned} [+]\text{ or } [0]\text{ or } [-] &\rightarrow 1 \\ [+ -] &\rightarrow 2 \\ [+0 -] &\rightarrow 3 \end{aligned}$$

のようにとり得るシンボルの数で表し、表4に与えられる出力値の不確定さの和を求めると、0階微係数の不確定さの和

$$\begin{aligned} f_1 &\rightarrow 15 \\ f_2 &\rightarrow 16 \end{aligned}$$

1階微係数の不確定さの和

$$\begin{aligned} f_1^{(1)} &\rightarrow 196 \\ f_2^{(1)} &\rightarrow 214 \end{aligned}$$

となつて、モデル f_1 は f_2 に比較して出力値の不確定さが少ないことがわかる。こうして結局、

$$[y] \subseteq f_1([x_1], [x_2]) = \frac{[x_1] \times [x_2] + [x_1] + [x_2]}{[constant]}$$

は、観測されたデータを満たし、かつ次元の最も低い、かつ出力値の不確定さの最も低いモデルとなる。

3.8 むすび

本章では、複数入力とひとつの出力を持つブラックボックスの入出力の間の定性的な関係から、内部の因果的な構造を定性的な有理式を用いて定式化する手法を提案した。

有理式や多項式を用いたモデル化の利点として、

- 変数の変化傾向などのような微係数の関係からもとの変数の関係を求める際に必要な不定積分を、係数列探索に帰着させることができ、比較的単純な処理でモデル推定を行なうことができる。
- 構造的に出力に何の影響も与えない変数を原理的に排除でき、複数変数の間の矛盾排除の手法をアルゴリズムで組み上げる必要がない。

などが挙げられる。第7章の関連研究の部分で詳しく論ずるが、これらの利点により、関数系として特に多項式を仮定した手法は、定量的なシステム同定法の中でも頻繁に用いられている。

本章で論じたようにブラックボックスの入出力を、

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

のように記述した場合に、 f の構造として多項式を仮定すると、入出力間の逆比例の関係を記述することができなくなるため、有理式を用いて関数系の表現能力を高めた。ただし、これは、入出力の変数をすべて左辺に移項して、

$$f'(y, x_1, x_2, \dots, x_n) = 0$$

表 4: 出力の不確定さの比較

data	[y]	f ₁	f ₂	∂y	∂f ₁	∂f ₂	data	[y]	f ₁	f ₂	∂y	∂f ₁	∂f ₂
1	[+]	[+]	[+-]	[+]	[+]	[+0-]	39	[-]	[-]	[-]	[0]	[+0-]	[+0-]
2	[+]	[+]	[+-]	[+]	[+]	[+0-]	40	[-]	[-]	[-]	[-]	[+0-]	[+0-]
3	[+]	[+]	[+-]	[+]	[+0-]	[+0-]	41	[-]	[-]	[-]	[+]	[+0-]	[+0-]
4	[+]	[+]	[+-]	[0]	[+0-]	[+0-]	42	[-]	[-]	[-]	[0]	[+0-]	[+0-]
5	[+]	[+]	[+-]	[-]	[+0-]	[+0-]	43	[-]	[-]	[-]	[-]	[+0-]	[+0-]
6	[+]	[+]	[+-]	[+]	[+]	[+0-]	44	[-]	[-]	[-]	[+]	[+]	[+]
7	[+]	[+]	[+]	[+]	[+]	[+0-]	45	[+]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+0-]	[+0-]
8	[+]	[+]	[+]	[+]	[+]	[+]	46	[+]	[+0-]	[+0-]	[0]	[+0-]	[+0-]
9	[+]	[+]	[+]	[+]	[+0-]	[+0-]	47	[+]	[+0-]	[+0-]	[-]	[+0-]	[+0-]
10	[+]	[+]	[+]	[0]	[+0-]	[+0-]	48	[0]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+]	[+0-]
11	[+]	[+]	[+]	[-]	[+0-]	[+0-]	49	[-]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+0-]	[+0-]
12	[+]	[+]	[+]	[+]	[+]	[+0-]	50	[-]	[+0-]	[+0-]	[0]	[+0-]	[+0-]
13	[+]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+0-]	[+0-]	51	[-]	[+0-]	[+0-]	[-]	[+0-]	[+0-]
14	[+]	[+0-]	[+0-]	[0]	[+0-]	[+0-]	52	[+]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+0-]	[+0-]
15	[+]	[+0-]	[+0-]	[-]	[+0-]	[+0-]	53	[+]	[+0-]	[+0-]	[0]	[+0-]	[+0-]
16	[0]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+0-]	[+0-]	54	[+]	[+0-]	[+0-]	[-]	[+0-]	[+0-]
17	[0]	[+0-]	[+0-]	[0]	[+0-]	[+0-]	55	[-]	[-]	[-]	[+]	[+0-]	[+0-]
18	[0]	[+0-]	[+0-]	[-]	[+0-]	[+0-]	56	[-]	[-]	[-]	[0]	[+0-]	[+0-]
19	[-]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+0-]	[+0-]	57	[-]	[-]	[-]	[-]	[+0-]	[+0-]
20	[-]	[+0-]	[+0-]	[0]	[+0-]	[+0-]	58	[-]	[-]	[-]	[+]	[+]	[+]
21	[-]	[+0-]	[+0-]	[-]	[+0-]	[+0-]	59	[-]	[-]	[-]	[+]	[+0-]	[+0-]
22	[+]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+]	[+0-]	60	[-]	[-]	[-]	[0]	[+0-]	[+0-]
23	[+]	[+]	[+]	[+]	[+]	[+0-]	61	[-]	[-]	[-]	[-]	[+0-]	[+0-]
24	[+]	[+]	[+]	[+]	[+]	[+0-]	62	[-]	[-]	[-]	[+]	[+0-]	[+0-]
25	[+]	[+]	[+]	[+]	[+0-]	[+0-]	63	[-]	[-]	[-]	[0]	[+0-]	[+0-]
26	[+]	[+]	[+]	[0]	[+0-]	[+0-]	64	[-]	[-]	[-]	[-]	[+0-]	[+0-]
27	[+]	[+]	[+]	[-]	[+0-]	[+0-]	65	[+]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+0-]	[+0-]
28	[+]	[+]	[+]	[+]	[+]	[+]	66	[+]	[+0-]	[+0-]	[0]	[+0-]	[+0-]
29	[0]	[0]	[0]	[+]	[+]	[+]	67	[+]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+0-]	[+0-]
30	[0]	[0]	[0]	[+]	[+]	[+]	68	[0]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+0-]	[+0-]
31	[0]	[0]	[0]	[+]	[+0-]	[+0-]	69	[0]	[+0-]	[+0-]	[0]	[+0-]	[+0-]
32	[0]	[0]	[0]	[0]	[+0-]	[+0-]	70	[0]	[+0-]	[+0-]	[-]	[+0-]	[+0-]
33	[0]	[0]	[0]	[-]	[+0-]	[+0-]	71	[-]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+0-]	[+0-]
34	[0]	[0]	[0]	[+]	[+]	[+]	72	[-]	[+0-]	[+0-]	[0]	[+0-]	[+0-]
35	[-]	[-]	[-]	[+]	[+0-]	[+0-]	73	[-]	[+0-]	[+0-]	[-]	[+0-]	[+0-]
36	[-]	[-]	[-]	[0]	[+0-]	[+0-]	74	[+]	[+0-]	[+0-]	[+]	[+0-]	[+0-]
37	[-]	[-]	[-]	[-]	[+0-]	[+0-]	75	[+]	[+0-]	[+0-]	[0]	[+0-]	[+0-]
38	[-]	[-]	[-]	[+]	[+0-]	[+0-]	76	[+]	[+0-]	[+0-]	[-]	[+0-]	[+0-]

とにおいて, f' の関数系として多項式を仮定したものと等価であるので, 手法として特に区別する必要はない.

第4章 実時間因果を含む系に関するシステム同定法 - その1 定性的な状態の推定

4.1 まえがき

本章および次章では、実時間因果を含む系に関するシステム同定法について述べる。

実時間因果を含む系とは、第2章でも若干述べたように、ある変数の値の変化が別の変数の値に影響を与えるまでの間に一定の時間経過を必要とするような因果すなわち実時間因果を含むような系を指すものとし、多くの力学系がこれに含まれる。

実時間因果を考慮すると、たとえば n 個の変数を持つ系では、たとえ $n-1$ 個の変数の値が決定されても、残り1つの変数の値を一意に決定することは不可能である。

たとえば、バネで結ばれた2つの物体 A, B を考えると、物体 A の位置 x_a の変化によって実時間因果が発生し物体 B に伝播されるが、その後の B はバネの自然長を中心に単振動しているようなケースが考えられ、位置 x_b は一意に決まらない。もちろん dx_b/dt も一意に決まらない。

したがってこのような系では、 n 変数の値の間に成立する一意な関係を前提とした前章のような手法で因果構造を推定することは困難である。

このような系を記述するモデルは、系を特徴づける複数量とそれらの時間相関を記述したものとなり、一般に常微分方程式となる。したがって、系の構造が推定できるための最低限の条件として、

1. 変数の時間相関すなわち変数の時刻に関する微係数が直接的にデータとして観測されている。
2. もしくは、何らかの手法により時間相関を推定できる。

のいずれかの状況が必要である。

本章では、2. の状況を仮定する。すなわち、系を特徴づける複数量に関する時系列データが観測されている場合を前提とし、変数の時間相関を推定する手法について述べる。

4.2 系の挙動と状態およびその定性的な解釈について

本章以降では、対象とする系を特徴づける複数量の値の時間的な変動をマクロに表現する語彙として系の“挙動”という語彙を用い、またある瞬間における挙動の時間的断面を“状態”と呼ぶ。したがって、ある系の“挙動”は時間軸上での“状態”の連続的な遷移過程と捉えることができる。たとえば、ある系を特徴づける変数が

$$\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$$

であったとすると、時刻 t におけるこの系の状態 $S(t)$ は、 \mathbf{x} および $\dot{\mathbf{x}}$ によって張られる n 次元の位相空間上の座標として表現され、

$$S(t) = (\mathbf{x}, \dot{\mathbf{x}})$$

$$\text{ただし、}\dot{\mathbf{x}} = d\mathbf{x}/dt$$

で与えられる。 \mathbf{x} の値および $\dot{\mathbf{x}}$ の値の間には常微分方程式として記述される制約があり(独立ではない)、位相空間上の一点を初期値として与えると、この制約に沿って系固有の軌跡を描く。この軌跡を描く過程を実空間において観測したものが挙動となる。

このような状態の定性的な解釈すなわち定性的な状態 $s(t)$ は、量子化された位相空間上の座標として表され、

$$s(t) = [S(t)] = ([\mathbf{x}], \partial\mathbf{x})$$

で与えられる。

4.3 本手法の概要

系の挙動に関する予測、すなわちシミュレーションは、系を特徴づける複数次変数の間の因果的な構造を常微分方程式などで記述し、これを解析的あるいは数値的に解くという過程により実現される。力学系に関するシステム同定問題は、このような挙動予測に対する逆問題であり、系の挙動の観測によって、系を特徴づける複数次変数の間の因果的な構造を見出す過程として実現される。

ここでは、本手法の概要について述べる。そのために、定性的な挙動予測の過程を簡単に説明しその逆問題として本手法を説明する。

計算機を用いた数値シミュレーションでは、離散化された変数の空間において、ある“状態”から次の“状態”を常微分方程式を制約として計算し、逐次的にミクロな“状態”を積み上げてマクロな“挙動”を予測する手法が取られている。定性推論の枠組に沿った挙動予測の過程も概ね同じようなプロセスを経て実現される。手法としては、定性シミュレーション“Q-Sim”[Kuipers 86] が良く知られており、定性的な値の振舞いや挙動予測に関する基本的な枠組が述べられている。定性シミュレーションでは、“状態”に関する定性的な解釈を積み上げて“挙動”の定性的な記述を予測するような手法が、定性的に量子化された空間 Q^n における計算方法として与えられる。

一般的な数値シミュレーションと定性的な挙動推定のもっとも大きな違いは、次のような事柄として整理できる。

数値シミュレーションにおいて制約規則（常微分方程式）が変数の間の定量的な制約として記述され、ある状態から遷移する次状態は、一意に計算できる（ただし、 R^n 空間に対する量子化の精度には依存する）。したがって、ある初期値を与えることによりその後の挙動が一意な連続状態遷移過程として解析される。

一方、定性的な挙動推定で制約規則として用いられる定性的な常微分方程式は、単に変数の間の因果的な構造を記述したものであり、定量的な常微分方程式に比べて弱い制約となっている。このため、ある状態から遷移可能な次状態は必ずしも一意に決定できない場合がある。したがって、系の挙動は状態遷移可能な状態どうしをグラフで結んだ図（状態遷移図）として解析される。

定性的な挙動予測は次のようなプロセスで実現される（図5参照）。

1. 系の因果構造のモデルとして定性的な常微分方程式を記述する。
2. 与えた定性的常微分方程式を満たす定性的な状態を推定する。
3. 推定された定性的な状態間の可能な状態遷移を計算し状態遷移図を作る。状態遷移の計算は状態遷移規則 [Kuipers 86] を用いて行なう。系の挙動は、状態遷移図上の任意のパスとして表現される。図5における挙動記述はこのようなパスのひとつを図示したものである。

本手法はこのような定性的な挙動予測とは逆のプロセスを辿ることになる。

1. 系の挙動の観測によって、系を特徴づける複数次変数の時系列が定性的な値として与えられたとする。

表 5: 定性的に量子化された変量とシンボル

量子化された変量		付与されたシンボル
区間 $(-\infty, 0)$	→	$[-]$
境界標 0	→	$[0]$
区間 $(0, +\infty)$	→	$[+]$
区間 $[0, +\infty)$	→	$[0+]$
区間 $(-\infty, 0]$	→	$[-0]$
区間 $(-\infty, +\infty)$	→	$[+0-]$
区間 $(-\infty, 0) + (0, +\infty)$	→	$[+-]$

2. 時系列データから,系が満たすべき定性的な状態を推定する. 本手法では挙動の連続性を仮定して定性的な状態推定規則を導き,これを用いて状態推定を行なう.
3. 推定された状態を用いて,系を支配する制約規則すなわち因果構造を推定し常微分方程式として定式化する.

以下,本章では特に 2. の定性的状態の推定手法について詳しく述べる.

4.4 変量の量子化と時間の量子化について

本節ではまず変量の量子化について述べる.

また,定性的に量子化された変量の空間 Q^n において系の挙動を扱うには,時間に関する量子化された概念について考慮する必要がでてくる. そこで,量子化された空間における時間の解釈についても述べる.

4.4.1 変量の量子化

次節以降で導出する様々な関係式は Q^n 空間に依存しない形式として導くが,定性値の表記に用いるシンボルやそれらの基本演算関係については Q^n 空間が決定された時点で定義しなければならない. ここでは,ゼロを唯一の境界標とする Q^n 空間において本手法を展開するための準備として,必要となるシンボルとそれらの演算関係を用意しておくこととする.

変量の値の空間 R^n の量子化の手法については前の章で詳しく述べたので,ここでは新たに定義するシンボル(表 5)とそれらの演算関係(表 6)を示すことにする.

また,定性値の間の演算は基本的には R^n 空間における区間演算と等価であり,定性値の間には表 7 のような包含関係 " \subseteq " を定義することができる.

4.4.2 時間の量子化 [淵 89]

R^n 空間におけるある変量 Q の値が時間の経過にもなって連続的に変化していると仮定すると, Q^n 空間に量子化された変量 $[Q]$ の挙動は次の条件を満たさなければならない. すな

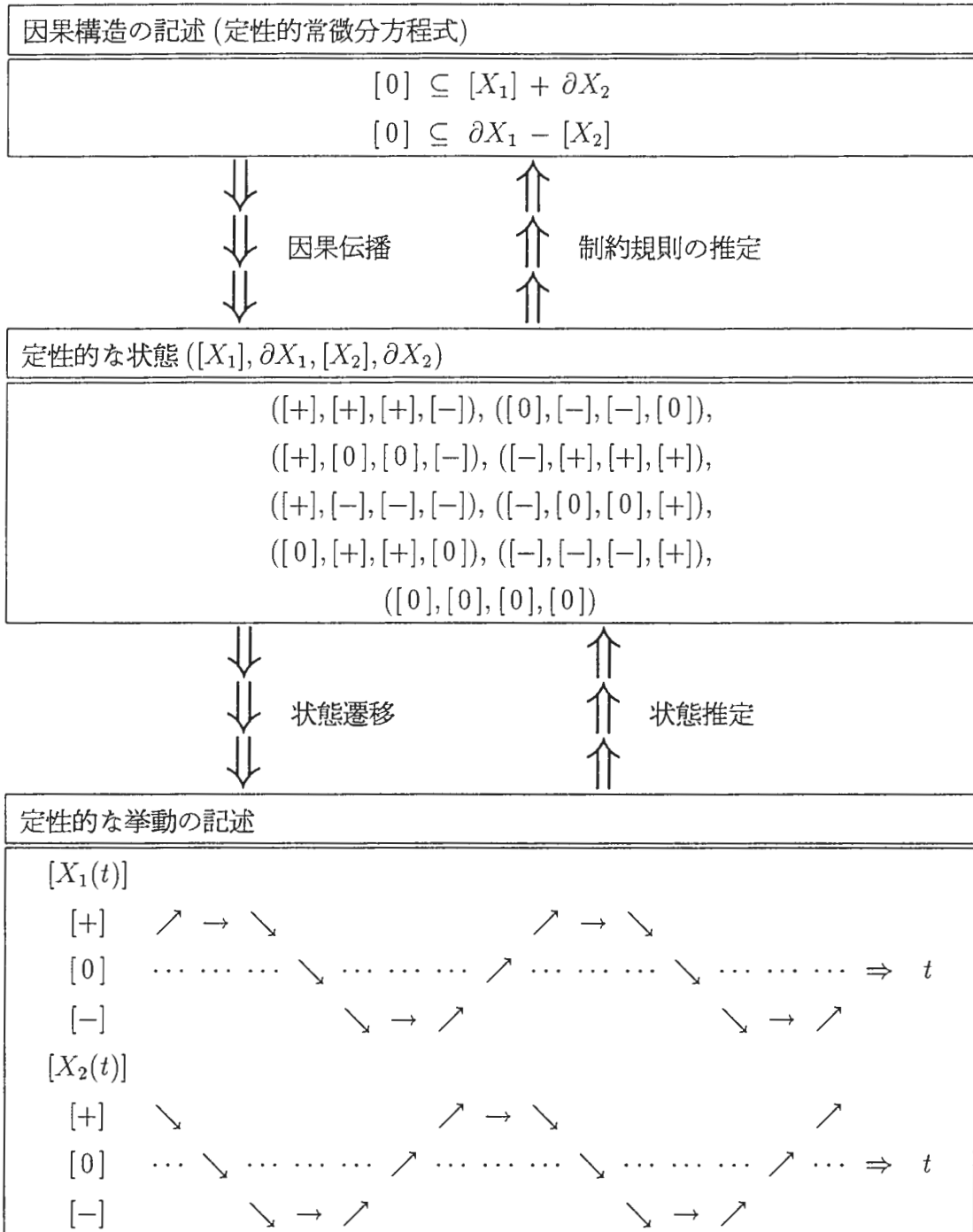


図 5: 定性的な挙動推定とシステム同定の処理過程

表 6: 定性値の基本演算規則

(a) 加算関係

+	[+]	[0]	[-]	[0+]	[-0]	[+-]	[+0-]
[+]	[+]	[+]	[+0-]	[+]	[+0-]	[+0-]	[+0-]
[0]		[0]	[-]	[0+]	[-0]	[+-]	[+0-]
[-]			[-]	[+0-]	[-]	[+0-]	[+0-]
[0+]				[0+]	[+0-]	[+0-]	[+0-]
[-0]					[-0]	[+0-]	[+0-]
[+-]						[+0-]	[+0-]
[+0-]							[+0-]

(b) 乗算関係

+	[+]	[0]	[-]	[0+]	[-0]	[+-]	[+0-]
[+]	[+]	[0]	[-]	[0+]	[-0]	[+-]	[+0-]
[0]		[0]	[0]	[0]	[0]	[0]	[0]
[-]			[+]	[-0]	[0+]	[+-]	[+0-]
[0+]				[0+]	[-0]	[+0-]	[+0-]
[-0]					[0+]	[+0-]	[+0-]
[+-]						[+-]	[+0-]
[+0-]							[+0-]

表 7: 定性値の包含関係

- $[Q] \subseteq [+]$ \rightarrow $[Q] = [+]$
- $[Q] \subseteq [0]$ \rightarrow $[Q] = [0]$
- $[Q] \subseteq [-]$ \rightarrow $[Q] = [-]$
- $[Q] \subseteq [0+]$ \rightarrow $[Q] = [0]$ or $[Q] = [+]$
- $[Q] \subseteq [-0]$ \rightarrow $[Q] = [0]$ or $[Q] = [-]$
- $[Q] \subseteq [+0-]$ \rightarrow $[Q] = [+]$ or $[Q] = [0]$ or $[Q] = [-]$
- $[Q] \subseteq [+-]$ \rightarrow $[Q] = [+]$ or $[Q] = [-]$

わち、

1. 変数の値がいったん开区間に入ると、ある一定の時間続けてそこに留まらなければならない(区間を通過するためには有限の時間が必要)。
2. 値が隣接する区間に移るためには必ず境界標を通らなければならない。
3. 境界標は瞬時に通過することができる(境界標を通過するためには有限の時間は不必要)。

これらのことから、定性的な状態の解釈には一定時間持続するもの(以下“持続的状态”と呼ぶ)と、瞬間的に終了するもの(以下“瞬間的状态”と呼ぶ)の2つのタイプが存在することがわかる。

これにともなって、時間軸の量子化が行なわれる。量子化された時間軸の断面を“時間量子”と呼ぶことにすると、時間量子には持続的状态に対応する“時区間”と、瞬間的状态に対応する“瞬間”の2つのタイプが存在する。このように量子化された時間領域では、与えられた瞬間や時区間の直前・直後の時区間や瞬間が定義できる。ただし、時間の量子化は先天的に行なわれるのではなく、 Q^n 空間における変数 $[Q]$ の挙動によって後天的に行なわれる。

一例を示すと図6のようになる。図6では、時間 t に関して連続的に変化する変数 $Q(t)$ とその定性的な解釈 $[Q(t_q)]$ および $\partial Q(t)$ 、さらにこのような解釈によって量子化された時間軸を示した。

図6の例でわかるように、定性的に量子化された時間軸上では、瞬間と時区間が交互に現れる。

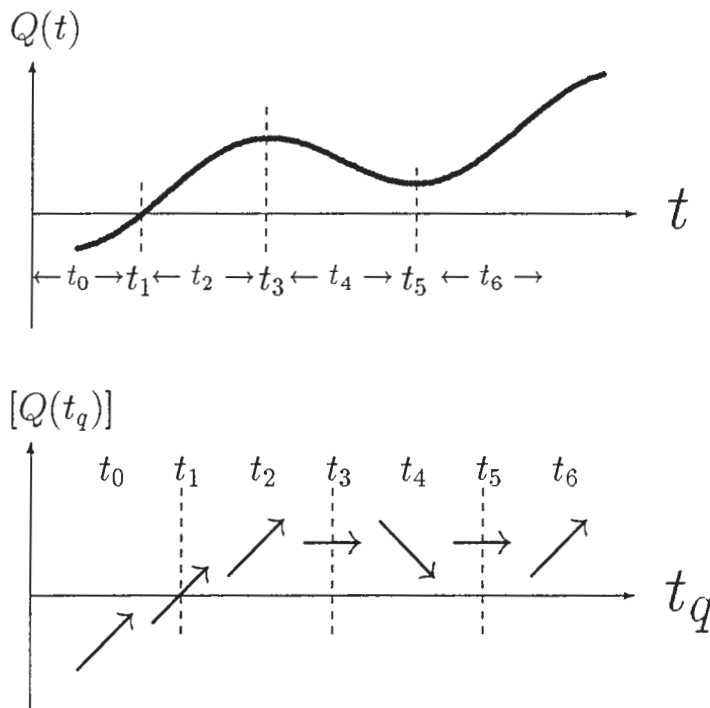


図6: 変数 Q の連続的な変化と量子化された時間軸

4.5 連続的な変化に関する基本法則について

系の状態 $s(t)$ の推定は、ここでは変数の時系列データを用いて変数の時間相関 (微係数) を求める問題に帰着できる。

一般に、時系列データから時間相関を求めるためには、隣合う2つの時刻のデータの値の差分を求めたり、連続した何点かのデータを用いて着目点の微分値を推定する手法がとられることが多い。しかしながら、量子化された空間 Q^n においては、定性値による演算特有の値の不確定さなどが原因で、差分や着目点の前後関係からの単純な内挿では R^n 空間の挙動と矛盾するような結論を導き出してしまう場合がある。

そこで、ここでは量子化された空間における変量の振舞いやその取り扱いについて詳しく調べ、時間相関を計算するための基本法則として次の3つの規則すなわち

1. 不連続変化の禁止則.
2. 瞬間と時区間の判別規則.
3. 定性的積分規則.

を導出する。

4.5.1 不連続変化の禁止則

ある変数 $Q(t) \in R^n$ の時間変化が連続的であるという前提のもとでは、連続的な2つの時間量子 $t \rightarrow t'$ における値 $[Q(t)] \in Q^n$ は境界標をまたいで変化することはできない。また、複数の境界標を持つ Q^n 空間では、区間をまたぐような変化も許されない。したがって、 R^n 空間を任意の m 個の境界標、

$$\{L_i\} \quad (i = 1, \dots, m)$$

とそれ以外の $m + 1$ 個の区間、

$$\left\{ \begin{array}{l} (-\infty, L_1) \\ (L_j, L_{j+1}) \\ (L_m, +\infty) \end{array} \right\} \quad (j = 1, \dots, m - 1)$$

によって量子化した Q^n 空間を考えると、変化する $[Q(t)]$ の値は次式をすべて満たしていなければならない。

◎ 境界標をまたぐ変化の禁止則

$$\begin{aligned} \{([Q(t)] - L_i) \cdot ([Q(t')] - L_i) \leq [0, +\infty)\} & \quad (13) \\ (i = 1, \dots, m) & \end{aligned}$$

◎ 境界標から別の境界標への変化の禁止則

$$\prod_{i=1}^m \prod_{j \neq i}^m \{([Q(t)] - L_i) + ([Q(t')] - L_j)\} \neq [0] \quad (14)$$

表 8: 連続する 3 つの観測点における連続変化パターン

$[Q(t_{prev})] \rightarrow [Q(t_{now})] \rightarrow [Q(t_{next})]$	t_{now} の解釈
[+] → [0] → [+]	t_{now} は瞬間と解釈される.
[+] → [0] → [0]	t_{now} は瞬間と解釈される.
[+] → [0] → [-]	t_{now} は瞬間と解釈される.
[0] → [0] → [+]	t_{now} は瞬間と解釈される.
[0] → [0] → [-]	t_{now} は瞬間と解釈される.
[-] → [0] → [+]	t_{now} は瞬間と解釈される.
[-] → [0] → [-]	t_{now} は瞬間と解釈される.
[+] → [+] → [+]	t_{now} は瞬間と時区間のどちらにも解釈可能.
[0] → [0] → [0]	t_{now} は瞬間と時区間のどちらにも解釈可能.
[-] → [-] → [-]	t_{now} は瞬間と時区間のどちらにも解釈可能.
[+] → [+] → [0]	t_{now} は時区間と解釈される.
[0] → [+] → [+]	t_{now} は時区間と解釈される.
[0] → [+] → [0]	t_{now} は時区間と解釈される.
[0] → [-] → [0]	t_{now} は時区間と解釈される.
[0] → [-] → [-]	t_{now} は時区間と解釈される.
[-] → [-] → [0]	t_{now} は時区間と解釈される.

ここで, Π は i, j に関する定性的な乗算を意味するものとする.

第 4.4.1 節で定義した $L = 0$ を唯一の境界標とする Q^n 空間では,

$$[Q(t)] \cdot [Q(t')] \subseteq [0+]$$
(15)

が成立しなければならないことになる (この場合, 境界標から別の境界標への変化は考慮する必要はない). したがって, 量子化された時間軸上で連続する 3 つの観測点

$$t_{prev} \rightarrow t_{now} \rightarrow t_{next}$$

における $[Q(t)]$ の変化パターンは表 8 に挙げた 17 通りに限定される.

4.5.2 瞬間と時区間の判別

表 8 の t_{now} の解釈はどのようにして得られるのであろうか.

今, R^n 空間で定義された M 階微分可能な関数 $Q(t)$ があるとする. 時間経過 $t \rightarrow t'$ のそれぞれの時刻における m 階微係数 $d^m Q(t)/dt^m, d^m Q(t')/dt^m$ と, $m+1$ 階微係数 ($m = 0, \dots, M-1$)

1) の平均値 $\overline{d^{m+1}Q(\xi)/dt^{m+1}}\Big|_{\xi=t \rightarrow t'}$ との間には, 平均値の定理より,

$$\frac{d^m Q(t')}{dt^m} = \frac{d^m Q(t)}{dt^m} + \Delta t \cdot \overline{\frac{d^{m+1}Q(\xi)}{dt^{m+1}}}\Big|_{\xi=t \rightarrow t'}$$

$$\Delta t = t' - t$$

の関係が成立する. これを定性化して次のような2通りの関係式を得ることができる.

$$\partial^m Q(t') \subseteq \partial^m Q(t) + \overline{\partial^{m+1}Q(t \rightarrow t')} \cdot [\Delta t] \quad (16)$$

$$\partial^m Q(t) \subseteq \partial^m Q(t') - \overline{\partial^{m+1}Q(t \rightarrow t')} \cdot [\Delta t] \quad (17)$$

ここで, $[\Delta t]$ は状態遷移に要する時間を定性化したものであり

$$[\Delta t] \stackrel{\text{def}}{=} [t' - t]$$

と定義される. また,

$$\partial^0 Q(t) = [Q(t)]$$

$$\partial^1 Q(t) = \partial Q(t)$$

である.

今, 量子化された時間軸上で連続する3つの時間量子

$$t_{\text{prev}} \rightarrow t_{\text{now}} \rightarrow t_{\text{next}}$$

を考える.

瞬間とは有限の時間幅を持たない時間軸上の点であるから, 次のような関係が成り立つ.

◎ t_{now} が瞬間であるためには

t_{now} が瞬間であるためには, 量子化された $Q(t)$ の変化は次の状況を満足しなければならない. すなわち,

- t_{now} からの微小時間経過によって次の状態 t_{next} へ遷移できなければならない. したがって, 式(16)より,

$$\partial^m Q(t_{\text{next}}) \subseteq \partial^m Q(t_{\text{now}}) + \overline{\partial^{m+1}Q(t_{\text{now}} \rightarrow t_{\text{next}})} \cdot \varepsilon \quad (18)$$

- t_{now} から微小時間過去へさかのぼることによって直前の状態 t_{prev} に戻れなければならない. したがって, 式(17)より,

$$\partial^m Q(t_{\text{prev}}) \subseteq \partial^m Q(t_{\text{now}}) - \overline{\partial^{m+1}Q(t_{\text{prev}} \rightarrow t_{\text{now}})} \cdot \varepsilon \quad (19)$$

したがって, 式(18)および式(19)が満たされれば, t_{now} は瞬間であると解釈できる.

ここで, ε は瞬間的な状態から持続的な状態への遷移に必要な微小時間に関する定性的な解釈として導入した. これは次のように定義される.

\mathbf{R}^n 空間に対する任意の量子化において, 任意の境界標 $[L_i]$ (と隣接する境界標 $[I_{i-1}^i]$ および $[I_i^{i+1}]$) について,

$$\exists \epsilon (\epsilon > 0)$$

$$Q(t + \epsilon) = Q(t) + \int_t^{t+\epsilon} \dot{Q}(\xi) d\xi$$

の関係において,

$$\left. \begin{array}{l} [Q(t)] = [L_i] \\ \dot{Q}(t) > 0 \end{array} \right\} \rightarrow [Q(t + \epsilon)] = [I_i^{i+1}]$$

且つ,

$$\left. \begin{array}{l} [Q(t)] = [L_i] \\ \dot{Q}(t) < 0 \end{array} \right\} \rightarrow [Q(t + \epsilon)] = [I_{i-1}^i]$$

且つ,

$$[Q(t)] = [I_i^{i+1}] \} \rightarrow [Q(t + \epsilon)] = [I_i^{i+1}] \tag{20}$$

を満たす量 ϵ を定義すると, これは境界標 $[L_i]$ を値として持つ変数 $Q(t)$ が, 隣接する区間 $[I_{i-1}^i]$ あるいは $[I_i^{i+1}]$ に到達するまでの微小時間 ϵ と解釈できる. このような ϵ に対して表記上,

$$[\epsilon] = \epsilon$$

と書くこととする.

したがって, 第4.4.1節のように量子化された Q^n 空間では,

$$[+] + [-]\epsilon = [+]$$

$$[0] + [-]\epsilon = [-]$$

が成り立つ.

◎ t_{now} が時区間であるためには

t_{now} が時区間であるためには, 量子化された $Q(t)$ の変化は次の状況を満足しなければならない. すなわち,

- t_{prev} からの微小時間経過によって t_{now} に遷移できなければならない. したがって式 (16) より,

$$\partial^m Q(t_{now}) \subseteq \partial^m Q(t_{prev}) + \overline{\partial^{m+1} Q(t_{prev} \rightarrow t_{now})} \cdot \epsilon \tag{21}$$

- t_{next} から微小時間さかのぼることによって直前の状態 t_{now} に戻れなければならない. したがって式 (17) より,

$$\partial^m Q(t_{now}) \subseteq \partial^m Q(t_{next}) - \overline{\partial^{m+1} Q(t_{now} \rightarrow t_{next})} \cdot \epsilon \tag{22}$$

式 (21) および式 (22) が満たされれば, t_{now} は時区間であると解釈できる.

式 (18), 式 (19), 式 (21), 式 (22) のすべてが満たされる場合には, t_{now} は瞬間/時区間のいずれにも解釈可能であるとする. ただし, これら4つの式において右辺第2項は必ずしも既知とならないので

$$\overline{\partial^{m+1} Q(t \rightarrow t')} \subseteq [(-\infty, +\infty)]$$

としておくこととする.

4.5.3 定性的積分規則

定性的な挙動解析は変量 $Q(t)$ の微分可能な変化を前提とすると、以下のような規則にしたがって実行される。

ある系を特徴づける変数が、

$$Q = (Q_1, Q_2, \dots)$$

であるとする、時刻 t における系の定性的な状態、

$$s(t) = ([Q(t)], \partial Q(t))$$

が与えられれば、それ以降の定性的状態を次の関係によって導くことができる。

$$\partial^n Q(t') \subseteq \partial^n Q(t) + \partial^{n+1} Q(t) \quad (23)$$

式 (23) は定性的積分規則と呼ばれるものである [淵 89]。特に、 $n = 0$ とおいて、

$$[Q(t')] \subseteq [Q(t)] + \partial Q(t)$$

のような形式が良く知られている。

式 (23) はもともと、 \mathbf{R}^n 空間で定義された平均値の定理、

$$\begin{aligned} \exists \xi \quad \forall t, t' \quad (t < \xi < t') \\ \frac{d^n Q(t')}{dt^n} = \frac{d^n Q(t)}{dt^n} + (t' - t) \cdot \frac{d^{n+1} Q(\xi)}{dt^{n+1}} \end{aligned} \quad (24)$$

を定性的に解釈したものと考えられるが、式 (24) から式 (23) が導かれるためには、 $t \sim t'$ において $Q(t)$ の単調性 (狭義の単調性) が満たされていることが前提となっている。ところが、考え得る定性的な状態遷移のなかにはこのような前提が成立しない場合がある。

次のような場合を例として見てみよう。

ある時刻 t において、系の状態 $S(t) \in \mathbf{R}^n$ が、

$$S(t) = (Q(t), \dot{Q}(t)) = (0, 0)$$

であったとする。このとき同時に、

$$\ddot{Q}(t) = \alpha > 0$$

であった場合に、微小時間後の状態 $S(t + \epsilon)$ は、

$$\dot{Q}(t + \epsilon) = \dot{Q}(t) + \int_t^{t+\epsilon} \ddot{Q}(\xi) d\xi = \alpha \epsilon > 0$$

となり、さらに、

$$Q(t + \epsilon) = Q(t) + \int_t^{t+\epsilon} \dot{Q}(\xi) d\xi = \alpha \epsilon^2 > 0$$

となって結局、

$$S(t + \epsilon) = (Q(t + \epsilon), \dot{Q}(t + \epsilon)) = (\alpha \epsilon^2, \alpha \epsilon)$$

となる。この状態遷移をたとえば第4.4.1節のように量子化された Q^n 空間で見ると、 $t + \epsilon = t'$ とおくと、

$$s(t) = ([Q(t)], \partial Q(t)) = ([0], [0])$$

↓

$$s(t') = ([Q(t')], \partial Q(t')) = ([+], [+])$$

となって、式(23)から導かれる結果と矛盾したものとなる。このような状態遷移では時間経過 $t \rightarrow t'$ にともなって $\partial Q(t)$ が $[0] \rightarrow [+]$ のように変化しており、 $Q(t)$ は狭義単調性を満たしていない。ところが式(23)では、このようなケースを考慮することができないため、 \mathbf{R}^n 空間の挙動と矛盾した結論に到達してしまうのである。

したがって、このようなことを考慮すると、式(23)に代わって、変化の狭義単調性が満たされないケースを含めやや一般性の高い積分規則を導いておかなければならない。

定性的積分規則のもとになる関係規則は \mathbf{R}^n 空間で定義された微分値の定義から導かれる次の関係(式(25))である。

$$\frac{d^n Q(t')}{dt^n} = \frac{d^n Q(t)}{dt^n} + \int_t^{t'} \frac{d^{n+1} Q(\xi)}{dt^{n+1}} d\xi \quad (25)$$

式(25)を量子化して次の関係式(式(26))を得る。

$$\begin{aligned} \partial^n Q(t') &\subseteq \partial^n Q(t) + \sum_{\xi=t, t'} \partial^{n+1} Q(\xi) \cdot \delta\xi \\ &= \partial^n Q(t) + \partial^{n+1} Q(t) \cdot \delta t + \partial^{n+1} Q(t') \cdot \delta t' \end{aligned} \quad (26)$$

ここで、 δt および $\delta t'$ は、状態遷移の前後で変数がそれぞれの状態にある時間(の長さ)を定性的に表したもので、状態遷移に要する時間を Δt とすると、

$$\delta t + \delta t' = [\Delta t] = [t' - t]$$

の関係がある。

式(26)を新たに定性的積分規則とよぶこととする。

以下では、瞬間/時区間に関してそれぞれ特殊化された定性的積分規則の形式について述べる。

◎ 瞬間的な状態から持続的な状態への遷移を表す定性的積分規則

瞬間的な状態から持続的な状態へは瞬時に状態が遷移するので、 $[\Delta t] = \varepsilon$ である。また t における状態は瞬間であるからその時間幅はゼロであるので、結局、

$$\delta t = [0], \quad \delta t' = \varepsilon$$

となる。したがって、瞬間的な状態から持続的な状態への遷移を表す定性的積分規則は、式(26)より、

$$\partial^n Q(t') \subseteq \partial^n Q(t) + \partial^{n+1} Q(t') \cdot \varepsilon \quad (27)$$

で与えられる。

◎ 持続的な状態から瞬間的な状態への遷移を表す定性的積分規則

一方, 持続的な状態から瞬間的な状態への遷移には有限の時間経過が必要であり $[\Delta t] = \tau > [0]$ である. また, t' における状態は瞬間であるから, 結局,

$$\delta t = \tau, \quad \delta t' = [0]$$

となる. したがって, 持続的な状態から瞬間的な状態への遷移を表す定性的積分規則は, 式(26)より,

$$\partial^n Q(t') \subseteq \partial^n Q(t) + \partial^{n+1} Q(t) \cdot \tau \tag{28}$$

で与えられる.

ここで, τ は持続的な状態から瞬間的な状態への遷移に必要な有限の時間に関する定性的な解釈として導入した. これは次のように定義される.

R^n 空間に対するあらゆる量子化において, 任意の区間 $[I_i^{i+1}]$ (と隣接する境界標 $[L_i]$ および $[L_{i+1}]$) について,

$$\exists T (T > 0)$$

$$Q(t+T) = Q(t) + \int_t^{t+T} \dot{Q}(\xi) d\xi$$

の関係において,

$$\left. \begin{array}{l} [Q(t)] = [I_i^{i+1}] \\ \dot{Q}(t) > 0 \end{array} \right\} \rightarrow [Q(t+T)] = [L_{i+1}]$$

あるいは,

$$\left. \begin{array}{l} [Q(t)] = [I_i^{i+1}] \\ \dot{Q}(t) < 0 \end{array} \right\} \rightarrow [Q(t+T)] = [L_i] \tag{29}$$

を満たす量 T を定義すると, これは区間 $[I_i^{i+1}]$ を値として持つ変量 $Q(t)$ が, 隣接する境界標 $[L_i]$ あるいは $[L_{i+1}]$ に到達するまでの時間 T と解釈できる. このような T に対して表記上,

$$[T] = \tau$$

のように書くこととする. したがって, 第4.4.1節のように量子化された空間 Q^n において次のような関係が成立する,

$$[+] + [+] \tau = [+]$$

$$[+] + [-] \tau = [0]$$

$$[-] + [+] \tau = [0]$$

$$[-] + [-] \tau = [-]$$

以上のことから, 一般に知られている定性的積分規則(式(23))は, 定性的な状態遷移を表す関係を, 持続的な状態から瞬間的な状態への遷移を表す規則へと特殊化した場合(式(28))と等価な関係式となることがわかる.

4.5.4 状態遷移規則の導出

ここでは、前節で導いた定性的積分規則にもとづいて、定性的な状態遷移規則 [淵 89, Kuipers 86] を導くことができることを示す。尚、状態遷移規則 [淵 89, Kuipers 86] は第 4.4.1 節の量子化空間の規則として定義されているので、ここでの議論はそれに準ずる。

まず、系の変量空間を

$$\mathbf{x}(t) = \{x(t)\}$$

とし、現在の定性的状態を

$$s(t) = ([x(t)], \partial x(t))$$

とすると、遷移可能な次状態、

$$s(t') = ([x(t')], \partial x(t'))$$

は次のように計算される。ただし、変量の2階微係数は観測されていないものとし、

$$\partial^2 x(t) \subseteq [+0-]$$

とする。

- 瞬間的な状態から持続的な状態への遷移 (P 遷移) を表す積分規則は、式 (27) より、

$$[x(t')] \subseteq [x(t)] + \partial x(t') \cdot \varepsilon$$

$$\partial x(t') \subseteq \partial x(t) + \partial^2 x(t') \cdot \varepsilon$$

- 持続的な状態から瞬間的な状態への遷移 (I 遷移) を表す積分規則は、式 (28) より、

$$[x(t')] \subseteq [x(t)] + \partial x(t) \cdot \tau$$

$$\partial x(t') \subseteq \partial x(t) + \partial^2 x(t) \cdot \tau$$

これらの関係をあらゆる定性的状態についてテーブル化して示すと、表 9 のようになる。

表 9 は、定性的な状態遷移規則として知られているもので、先に導出した定性的積分規則から直接的に導かれる規則であることが示された。

4.6 定性的な状態の推定規則

系が満たすべき定性的な状態、

$$s(t) = ([Q(t)], \partial Q(t))$$

の推定は、観測された変数の定性値 $[Q(t)]$ の時系列から、定性微分値 $\partial Q(t)$ を推定する問題に帰着できる。

以下では、量子化された時間軸上で隣合う 3 つの時間量子における観測値、

$$[Q(t_{prev})], [Q(t_{now})], [Q(t_{next})]$$

から、着目点の定性微分値 $\partial Q(t_{now})$ を推定するための規則を導出する。

表 9: 定性的な状態の遷移規則 [淵 89][Kuipers 86]

(a) 瞬間から時区間への遷移 (P 遷移)

現在の状態 $s(t)$	遷移可能な次状態 $s(t')$
$([+], [+])$	$([+], [+])$
$([+], [0])$	$([+], [0]), ([+], [+]), ([+], [-])$
$([+], [-])$	$([+], [-])$
$([0], [+])$	$([+], [+])$
$([0], [0])$	$([0], [0]), ([+], [+]), ([-], [-])$
$([0], [-])$	$([-], [-])$
$([-], [+])$	$([-], [+])$
$([-], [0])$	$([-], [0]), ([-], [+]), ([-], [-])$
$([-], [-])$	$([-], [-])$

(b) 時区間から瞬間への遷移 (I 遷移)

現在の状態 $s(t)$	遷移可能な次状態 $s(t')$
$([+], [+])$	$([+], [+]), ([+], [0])$
$([+], [0])$	$([+], [0])$
$([+], [-])$	$([0], [0]), ([0], [-]), ([+], [-]), ([+], [0])$
$([0], [+])$	$([+], [+])$
$([0], [0])$	$([0], [0])$
$([-], [+])$	$([0], [0]), ([0], [+]), ([-], [+]), ([-], [0])$
$([-], [0])$	$([-], [0])$
$([-], [-])$	$([-], [0]), ([-], [-])$

4.6.1 瞬間における状態の推定 - 推定規則1の導出

着目している t_{now} が瞬間である場合には、次のような方法で t_{now} における状態、

$$s(t_{now}) = ([Q(t_{now})], \partial Q(t_{now}))$$

を推定する。

$t_{prev} \rightarrow t_{now}$ は時区間から瞬間への遷移, $t_{now} \rightarrow t_{next}$ は瞬間から時区間への遷移である。したがって定性的積分規則(式(27)および式(28))より、次の関係が導かれる。

$$\begin{aligned} [Q(t_{now})] &\subseteq [Q(t_{prev})] + \partial Q(t_{prev}) \cdot \tau \\ [Q(t_{next})] &\subseteq [Q(t_{now})] + \partial Q(t_{next}) \cdot \varepsilon \end{aligned} \tag{30}$$

さて、 $\partial Q(t)$ の変化も連続的でなければならぬので、不連続変化の禁止則(式(13)および式(14))を満たさなければならない。したがって、

$$\begin{aligned} \{(\partial Q(t_{prev}) - [L_i]) \cdot (\partial Q(t_{now}) - [L_i]) \subseteq [0, +\infty)\} &\quad (i = 1, \dots, m) \\ \{(\partial Q(t_{now}) - [L_i]) \cdot (\partial Q(t_{next}) - [L_i]) \subseteq [0, +\infty)\} &\quad (i = 1, \dots, m) \end{aligned} \tag{31}$$

$$\begin{aligned} \prod_{i=1}^m \prod_{j \neq i}^m \{(\partial Q(t_{prev}) - [L_i]) + (\partial Q(t_{now}) - [L_j])\} &\neq [0] \\ \prod_{i=1}^m \prod_{j \neq i}^m \{(\partial Q(t_{now}) - [L_i]) + (\partial Q(t_{next}) - [L_j])\} &\neq [0] \end{aligned} \tag{32}$$

さらに t_{now} は瞬間であるから、瞬間の判別則(式(16)および式(17))を満たさなければならない。したがって、

$$\begin{aligned} \partial Q(t_{next}) &\subseteq \partial Q(t_{now}) + [(-\infty, +\infty)] \cdot \varepsilon \\ \partial Q(t_{prev}) &\subseteq \partial Q(t_{now}) - [(-\infty, +\infty)] \cdot \varepsilon \end{aligned} \tag{33}$$

以上の関係規則を用いて、まず、式(30)に、観測値

$$[Q(t_{prev})], [Q(t_{now})], [Q(t_{next})]$$

を代入してこれらの関係を満たすような、

$$\{\partial Q(t_{prev}), \partial Q(t_{next})\}$$

の可能な組合せを求め、次いで、式(31)~式(33)を満たす $\partial Q(t_{now})$ を求めれば良い。

第4.4.1節のように量子化された空間において、これらの関係を満たす $\partial Q(t_{now})$ を計算してテーブル化すると表10のようになる。

ただし、このような Q^n 空間では不連続変化の禁止則および瞬間判別則は、

$$\begin{aligned} \partial Q(t_{prev}) \cdot \partial Q(t_{now}) &\subseteq [0+] \\ \partial Q(t_{now}) \cdot \partial Q(t_{next}) &\subseteq [0+] \\ \partial Q(t_{next}) &\subseteq \partial Q(t_{now}) + [+0-] \cdot \varepsilon \\ \partial Q(t_{prev}) &\subseteq \partial Q(t_{now}) - [+0-] \cdot \varepsilon \end{aligned}$$

のように特殊化されるので、表10はこれらの規則を用いて計算した。

表10の微分値推定規則を、以下単に“推定規則1”と呼ぶ。

表 10: 瞬時的状態における定性微分値の推定則 (推定規則1)

$[Q(t_{prev})]$	\rightarrow	$[Q(t_{now})]$	\rightarrow	$[Q(t_{next})]$	$\partial Q(t_{now})$
[+]	\rightarrow	[0]	\rightarrow	[+]	[0]
[+]	\rightarrow	[0]	\rightarrow	[0]	[0]
[+]	\rightarrow	[0]	\rightarrow	[-]	[-0]
[0]	\rightarrow	[0]	\rightarrow	[+]	[0]
[0]	\rightarrow	[0]	\rightarrow	[0]	[0]
[0]	\rightarrow	[0]	\rightarrow	[-]	[0]
[-]	\rightarrow	[0]	\rightarrow	[+]	[0+]
[-]	\rightarrow	[0]	\rightarrow	[0]	[0]
[-]	\rightarrow	[0]	\rightarrow	[-]	[0]
[+]	\rightarrow	[+]	\rightarrow	[+]	[+0-]
[-]	\rightarrow	[-]	\rightarrow	[-]	[+0-]

4.6.2 時区間における状態の推定 - 推定規則2の導出

着目している t_{now} が時区間である場合, 時間量子の前後関係から一意な t_{now} の解釈を求めることは困難である. その理由は, 変量 $Q(t)$ の定性値 $[Q(t)]$ によって時区間と解釈される時間量子では, 一般に定性微分値 $\partial Q(t)$ は変化しているものと考えられ, その時間量子は複数の定性的状態によって構成されるからである.

以下では, 時区間と解釈される時間量子についてその中に存在する複数状態を推定する方法について述べる.

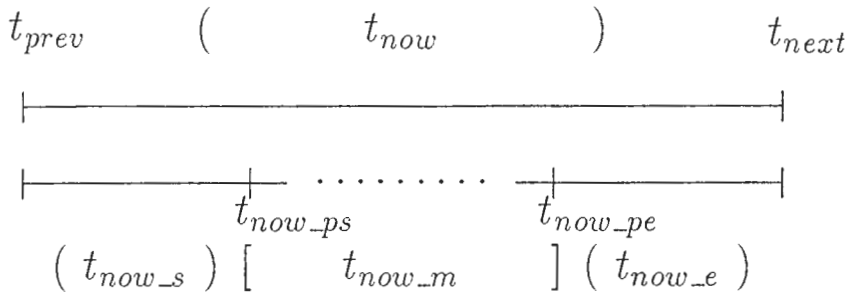
まず, 時区間 t_{now} を図7のような幾つかの時区間と瞬間に分割する. 分割後の瞬間および区間の定義は次の通りである.

- t_{now-s} : t_{prev} の直後の時区間.
- t_{now-e} : t_{next} の直前の時区間.
- t_{now-ps} : t_{now-s} の直後の瞬間.
- t_{now-pe} : t_{now-e} の直前の瞬間.
- t_{now-m} : 瞬間 t_{now-ps} , 瞬間 t_{now-pe} を含む閉区間

$$t_{now-m} \stackrel{def}{=} [t_{now-ps}, t_{now-pe}]$$

ただし, t_{now-m} が最終的にいくつの時間量子に分割できるかはこの時点では決定できない.

図 7: t_{now} の複数時区間への分割



まず, 時区間 t_{now-s} および時区間 t_{now-e} における状態は, 定性的積分規則を用いて求められる. 式 (27), 式 (28) より,

$$[Q(t_{now-s})] \subseteq [Q(t_{prev})] + \partial Q(t_{now-s}) \cdot \varepsilon$$

$$[Q(t_{next})] \subseteq [Q(t_{now-e})] + \partial Q(t_{now-e}) \cdot \tau$$

ただし,

$$[Q(t_{now-s})] = [Q(t_{now-e})] = [Q(t_{now})]$$

である.

次に, t_{now-m} における, 複数状態を推定する方法について述べる.

平均値の定理 (式 (24)) によれば, 時区間 t_{now-m} において存在しなければならない定性的状態を定義することができる.

このような定性的状態は, 時区間 t_{now-m} において単調性を仮定したときの状態として推定することができる. このような状態が t_{now-m} のどこかに存在するものとして, 変化の連続性の仮定を用いて次のように推定することができる. ただし, このような状態は t_{now-m} における唯一の状態であると言うことはできない. また, それらの時間的な順序関係もこの時点では決定できない.

t_{now-m} における単調性を仮定すると, $\partial Q(t_{now-m})$ は,

$$t_{now-s} \rightarrow t_{now-m} \rightarrow t_{now-e}$$

における $\partial Q(t)$ の連続性の仮定 (式 (13, 14)) より,

$$\left. \begin{aligned} &\{(\partial Q(t_{now-s}) - [L_i]) \cdot (\partial Q(t_{now-m}) - [L_i]) \subseteq [0, +\infty)\} \\ &\{(\partial Q(t_{now-m}) - [L_i]) \cdot (\partial Q(t_{now-e}) - [L_i]) \subseteq [0, +\infty)\} \end{aligned} \right\} (i = 1, \dots, m)$$

$$\prod_{i=1}^m \prod_{j \neq i}^m \{(\partial Q(t_{now-s}) - [L_i]) + (\partial Q(t_{now-m}) - [L_j])\} \neq [0]$$

$$\prod_{i=1}^m \prod_{j \neq i}^m \{(\partial Q(t_{now-m}) - [L_i]) + (\partial Q(t_{now-e}) - [L_j])\} \neq [0]$$

を満たしていなければならない.

さて, t_{now_m} の状態推定において, 特に複数変数からなる系,

$$Q(t) = \{Q_1(t), Q_2(t), \dots, Q_n(t)\}$$

に関しては次のような注意が必要である.

変量 $Q_i(t) (\in Q(t))$ が上述の連続性の仮定を満たす時刻を ξ_i (平均値の定理を満たす ξ_i) とすると, 一般に,

$$\xi_i \neq \xi_j \quad (i \neq j)$$

である. すなわち, 単調性を仮定したときの $\partial Q_i(t_{now_m})$ が同じ時間量子の上で発生することは一般にはない. そこで, 単調性を仮定したときの $\partial Q_i(t_{now_m})$ が発生する時間量子をそれぞれの変数毎に

$$t_{now_m_i} \quad (i = 1, \dots, n)$$

と書くとする,

$$\partial Q_j(t_{now_m_i}) \subseteq [(-\infty, +\infty)] \quad (j \neq i)$$

とする.

第4.4.1節の量子化空間において次のような例を用いて説明する.

まず, 2つの変量からなる系,

$$x(t) = \{x_1(t), x_2(t)\}$$

を仮定する. この2つの変量が次のように観測されたとしよう.

時間量子	$[x_1]$	$[x_2]$
t_{prev}	[0]	[0]
t_{now}	[+]	[+]
t_{next}	[0]	[0]

このとき, 推定される定性的状態は次のようになる.

時間量子	$([x_1], \partial x_1, [x_2], \partial x_2)$
t_{now_s}	([+], [+], [+], [+])
t_{now_m-1}	([+], [0], [+], [+0-])
t_{now_m-2}	([+], [+0-], [+], [0])
t_{now_e}	([+], [-], [+], [-])

} 順不同

第4.4.1節の量子化空間において, t_{now_m} が時区間と解釈される変化について, 定性微分値を計算して表11に示した.

表11の定性微分値推定規則を, 以下単に“推定則2”と呼ぶ.

表 11: 持続的状态における定性微分値の推定則 (推定則 2)

$[Q(t_{prev})] \rightarrow [Q(t_{now})] \rightarrow [Q(t_{next})]$	$\partial Q(t_{now-s})$	$\partial Q(t_{now-m})^{(*)}$	$\partial Q(t_{now-e})$
[+] → [+] → [+]	[+0-]	[+0-]	[+0-]
[+] → [+] → [0]	[+0-]	[-0]	[-]
[0] → [+] → [+]	[+]	[0+]	[+0-]
[0] → [+] → [0]	[+]	[0]	[-]
[0] → [-] → [0]	[-]	[0]	[+]
[0] → [-] → [-]	[-]	[-0]	[+0-]
[-] → [-] → [0]	[+0-]	[0+]	[+]
[-] → [-] → [-]	[+0-]	[+0-]	[+0-]

(*) : 時区間 t_{now-m} において $Q(t)$ の単調性を仮定したときの $\partial Q(t_{now-m})$

4.6.3 状態推定規則の適用例

本節では、第 4.4.1 節の量子化空間において、状態推定の実験例を示す。
この例題において、対象系は 2 つの変数からなるとする。すなわち、

$$\mathbf{x}(t) = \{x_1(t), x_2(t)\}$$

とする。

観測事例として与える 2 つの変数の時系列は表 12 で与えられるものを用いた。

このような時系列に対して、全節までに述べた“推定則 1”および“推定則 2”を適用すると、表 13 のようになる。

表 13 で推定された定性的状態を図式表現すると、図 8 のようになる。ただし、先にも述べたように t_{now-m} の時間量子の数決定できないことや、 t_{now-m} における状態の時間的な順序関係も決定できないことから、図 8 には、完全な時系列になっていない部分が存在する。

このように、一部の時間的な情報(順序関係)は失われるが、表 13 および図 8 のように推定された定性的な状態は、対象とする系固有の何らかの法則に従って生成されているはずである。このような“制約規則”は量子化された空間における定性的常微分方程式にほかならない。制約規則の推定方法については次章で詳しく述べる。

4.7 むすび

本章では、定性的な観測によって得られた時系列データから、系が満たすべき定性的な状態を推定するための方法について述べた。

本文中でも述べたが、定性化は有限の境界標を用いた R^n 空間に対する一種の量子化である。このように量子化された空間においては、変数の取り扱い、特に演算の手法について整備しておく必要があった。

本章の目的のひとつは、 R^n 空間で連続的に変化する変数が、定性的に量子化された空間 Q^n においてどのような振舞いをするか、について詳しく調べることにあった。量子化された空

表 12: 観測された時系列

時間量子	$[x_1]$	$[x_2]$
t_1	$[-]$	$[+]$
t_2	$[0]$	$[+]$
t_3	$[+]$	$[+]$
t_4	$[+]$	$[0]$
t_5	$[+]$	$[-]$
t_6	$[0]$	$[-]$
t_7	$[-]$	$[-]$
t_8	$[-]$	$[0]$
t_9	$[-]$	$[+]$
t_{10}	$[0]$	$[0]$
t_{11}	$[0]$	$[0]$

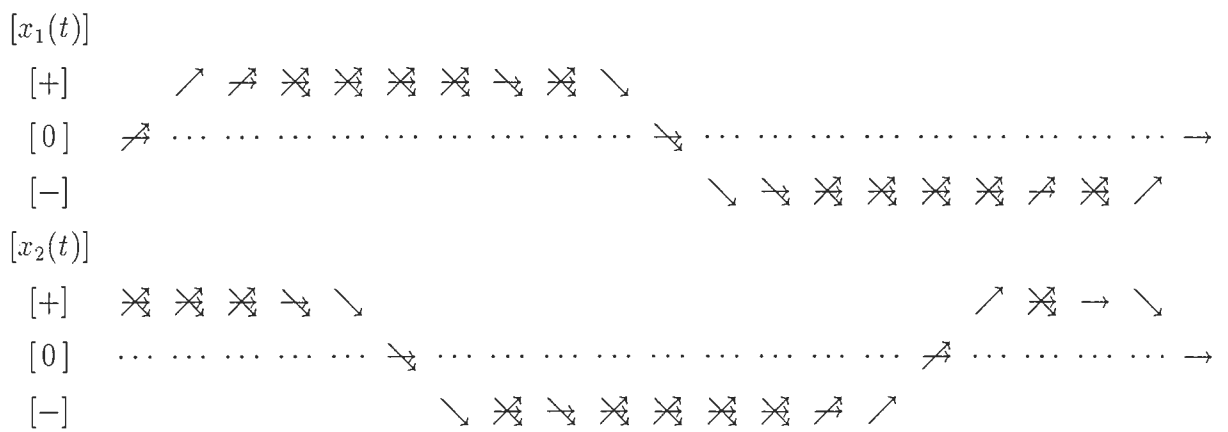


図 8: 推定された定性的状態の図式表現

表 13: 時系列データと状態推定規則の適用

観測された時系列 $[x_1][x_2]$	適用規則	推定された定性的状態 $([x_1], \partial x_1, [x_2], \partial x_2)$
$[-][+]$	推定則 1	$([0], [0+], [+], [+0-])$
$[0][+]$		$([+], [+], [+], [+0-])$
$[+][+]$	推定則 2	$([+], [0+], [+], [+0-])$
$[+][+]$		$([+], [+0-], [+], [-0])$
$[+][0]$	推定則 1	$([+], [+0-], [0], [-0])$
$[+][0]$		$([+], [+0-], [-], [-])$
$[+][-]$	推定則 2	$([+], [-0], [-], [+0-])$
$[+][-]$		$([+], [+0-], [-], [-0])$
$[0][-]$	推定則 1	$([+], [-], [-], [+0-])$
$[0][-]$		$([0], [-0], [-], [+0-])$
$[-][-]$	推定則 2	$([-], [-], [-], [+0-])$
$[-][-]$		$([-], [-0], [-], [+0-])$
$[-][0]$	推定則 1	$([-], [+0-], [-], [0+])$
$[-][0]$		$([-], [+0-], [-], [+])$
$[-][+]$	推定則 2	$([-], [+0-], [0], [0+])$
$[-][+]$		$([-], [+0-], [+], [+])$
$[0][0]$	推定則 1	$([-], [0+], [+], [+0-])$
$[0][0]$		$([-], [+0-], [+], [0])$
$[0][0]$	推定則 1	$([-], [+], [+], [-])$
$[0][0]$		$([0], [0], [0], [0])$

間で定義された3つの基本規則(不連続変化の禁止則, 瞬間/区間判別則, 定性的積分規則)は, 基本的に R^n 空間において連続的に変化する変量 $Q(t)$ が満たす法則を Q^n 空間に量子化することにより導いたものである.

本章で導かれた規則群は, 量子化される空間に依存しない一般的な規則として導いた. ゼロを唯一の境界標とする空間での議論が多いため, 最終的にはこのような空間への展開を示したが, 本手法そのものは任意に量子化された空間において定義されたものである.

第5章 実時間因果を含む系に関するシステム同定法 - その2 制約規則の推定

5.1 まえがき

前章に引き続いて、実時間因果を含む系に関する定性的システム同定法について述べる。本章では特に、系の因果構造を定式化する過程について詳しく述べる。

本章の制約規則推定法のおおまかな手順は以下の通りである。

1. 前章の方法で推定された定性的な状態を包括的に説明する制約規則を列挙する。尚、制約規則は定性的な常微分方程式として定式化される。
2. 定性値の不確定さに由来する矛盾の排除。
3. Entropy reduction を用いたモデルの絞り込み。
4. 定性的シミュレーションによるモデルの検証。

5.2 量子化された空間における制約規則の基本的性質について

本節では、定性的に量子化された空間における制約規則すなわち定性的な常微分方程式の基本的性質について述べる。

5.2.1 常微分方程式と挙動の推定

x を実数¹, y は x の関数で, x について n 回微分可能であるとし, y の x に関する第 n 階までの微係数を

$$y', y'', \dots, y^{(n)}$$

とする。そのとき,

$$x, y, y', y'', \dots, y^{(n)}$$

の間に成り立つ関係式,

$$f(x, y, y', y'', \dots, y^{(n)}) = 0$$

を, 関数 $y(x)$ に関する常微分方程式と言う。特に,

$$f(x, y, y', y'', \dots, y^{(n)}) = 0$$

$$\text{ここで, } \begin{cases} f & = \\ \{f_1, f_2, \dots, f_m\} & \\ y & = \\ \{y_1, y_2, \dots, y_m\} & \\ 0 & = \\ \{0, 0, \dots, 0\} & \end{cases}$$

¹実際には複素数でも構わないがここでは実数についてのみ考える。

を連立常微分方程式と言う。

ここで、変量を $x \rightarrow t$ ならびに $y \rightarrow q$ と置き換えて、変量 q の時刻 t に関する形式に書き換える。

$$f(q(t), \dot{q}(t), \ddot{q}(t), \dots, q^{(n)}(t)) = 0 \tag{34}$$

$$\text{ここで, } \begin{cases} f & = \\ \{f_1, f_2, \dots, f_m\} & \\ q(t) & = \\ \{q_1(t), q_2(t), \dots, q_m(t)\} & \\ 0 & = \\ \{0, 0, \dots, 0\} & \end{cases}$$

式 (34) は,

$$(q, \dot{q}, \ddot{q}, \dots, q^{(n)})$$

によって張られる $n + m$ 次元の位相空間における制約規則となり、初期値

$$(q(t_0), \dot{q}(t_0), \ddot{q}(t_0), \dots, q^{(n)}(t_0))$$

を与えると、時刻 t_0 以降は、式 (34) の制約規則に沿って軌跡を描く。このような軌跡が描かれる過程を実空間で観測したものが系の挙動である。

以上のような議論は量子化された空間においても展開することができる。

式 (34) を空間 Q^n に量子化して得られる関係式、

$$[0] \subseteq f([q(t)], \partial q(t), \partial^2 q(t), \dots, \partial^n q(t)) \tag{35}$$

$$\text{ここで, } \begin{cases} f & = \\ \{f_{q_1}, f_{q_2}, \dots, f_{q_m}\} & \\ [q(t)] & = \\ \{[q_1(t)], [q_2(t)], \dots, [q_m(t)]\} & \\ [0] & = \\ \{[0], [0], \dots, [0]\} & \end{cases}$$

は定性的な連立常微分方程式と呼ばれている。

さて、定性的な挙動解析の手順は制約規則 (式 (35)) を満たす定性的な状態の間に、前章で述べた状態遷移規則を適用して遷移可能な次状態を推定するが、初期値を次のような定性的状態として、

$$s(t_0) = ([q(t_0)], \partial q(t_0), \partial^2 q(t_0), \dots, \partial^n q(t_0))$$

で与えると、次の時間量子 t_1 における定性的状態 $s(t_1)$ として複数の状態が推論される場合がある。これは式 (35) によるゆるい制約に由来するものであり、このことについては後で述べる。

このように定性的な挙動推定では、解析される結果は一意的な挙動として記述することはできず、遷移可能な状態どうしをグラフで結んだ状態遷移図として示される。与えた初期値に

対する系の挙動は、初期状態を通るグラフ上のパスとして解析される。ただし、一般に初期値を通るパスもユニークに決まらない。このことは、 R^n 空間での挙動解析において、式(34)に対して初期値を与えることにより、以後の挙動が一意に決まると対象的である。

直観的な説明ではあるが、これは次のように説明できる。式(34)が、変量とその微係数に関する定量的で厳密な関係規則であるのに対して、式(35)は単に変量と微係数に関する因果的な構造を記述したもので式(34)と比較してゆるい制約となっている。つまり、

$$[f(q(t), \dot{q}(t), \ddot{q}(t), \dots, q^{(n)}(t))] \subseteq f([q(t)], \partial q(t), \partial^2 q(t), \dots, \partial^n q(t))$$

を満たす $f \in R^n$ が必ずしもユニークではないので、そのパラエティーに相当する遷移の可能性が現れることになるのである。

このような現象を簡単な単振動の例を用いて説明する。

R^n 空間における次のような単振動を考える。

$$\begin{cases} x(t) + \alpha v(t) - \beta = 0 \\ \dot{x}(t) - v(t) = 0 \\ \alpha, \beta > 0 \end{cases} \quad (36)$$

この式に初期値、

$$\begin{cases} x(t_0) = x_0 \\ v(t_0) = v_0 \end{cases}$$

を与えると、 t_0 以降の $x(t)$ および $v(t)$ は α, β が決まれば次の式(38)によって一意に与えられる。

$$\begin{cases} x(t) = A \cos\left(\frac{t}{\sqrt{\alpha}} + \Omega\right) + \beta \\ v(t) = -\frac{A}{\sqrt{\alpha}} \sin\left(\frac{t}{\sqrt{\alpha}} + \Omega\right) \end{cases} \quad (37)$$

ただし、

$$\begin{cases} A = \frac{x_0 - \beta}{\cos\left(\tan^{-1}\left\{\frac{\sqrt{\alpha}v_0}{x_0 - \beta}\right\}\right)} \\ \Omega = \tan^{-1}\left\{\frac{\sqrt{\alpha}v_0}{x_0 - \beta}\right\} - \frac{t_0}{\sqrt{\alpha}} \end{cases}$$

式(38)によれば、パラメータ α の値によって振動の周期が決まり、 β の値によって振動の中心が決定される。したがって、これらのパラメータの組合せによって無限の振動パターンに展開できる。

次に、式(37)の系を、 $[0]$ を唯一の境界標とする Q^n 空間で解析してみよう。

表 14: 量子化された単振動の式を満たす定性的状態.

状態 No.	$[x]$	∂x	$[v]$	∂v
0	([+]	[+]	[+]	[+])
1	([+]	[+]	[+]	[0])
2	([+]	[+]	[+]	[-])
3	([+]	[0]	[0]	[+])
4	([+]	[0]	[0]	[0])
5	([+]	[0]	[0]	[-])
6	([+]	[-]	[-]	[+])
7	([+]	[-]	[-]	[0])
8	([+]	[-]	[-]	[-])
9	([0]	[+]	[+]	[+])
10	([0]	[0]	[0]	[+])
11	([0]	[-]	[-]	[+])
12	([-]	[+]	[+]	[+])
13	([-]	[0]	[0]	[+])
14	([-]	[-]	[-]	[+])

まず, 式 (37) を量子化して次の式 (38) を得る.

$$\begin{cases} [0] \subseteq [x(t)] + \partial v(t) - [+] \\ [0] \subseteq \partial x(t) - v(t) \end{cases} \quad (38)$$

式 (38) を満たす定性的状態は, 表 14 のように得られる.

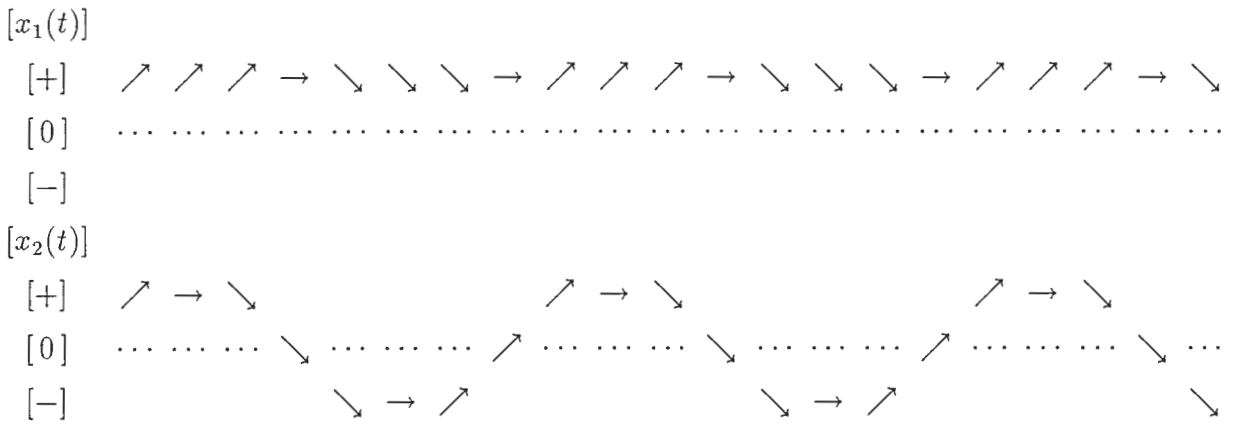
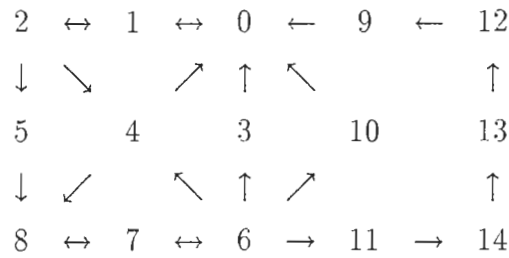
状態遷移規則によって表 14 の状態間の遷移図を描くと図 9 のようになる.

図 9 において, たとえば

$$(0 \rightarrow 1 \rightarrow 2 \rightarrow 5 \rightarrow 8 \rightarrow 7 \rightarrow 6 \rightarrow 3 \rightarrow 0)$$

のパスを選ぶと, 系の挙動は,

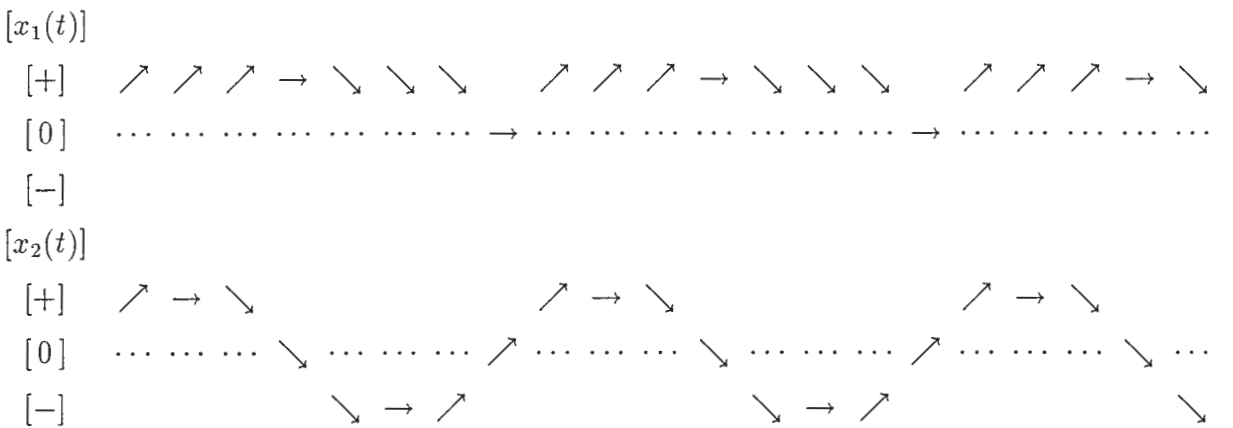
図9: 量子化された単振動の状態遷移図.



のような x が正の領域における振動となり,

$$(0 \rightarrow 1 \rightarrow 2 \rightarrow 5 \rightarrow 8 \rightarrow 7 \rightarrow 6 \rightarrow 10 \rightarrow 0)$$

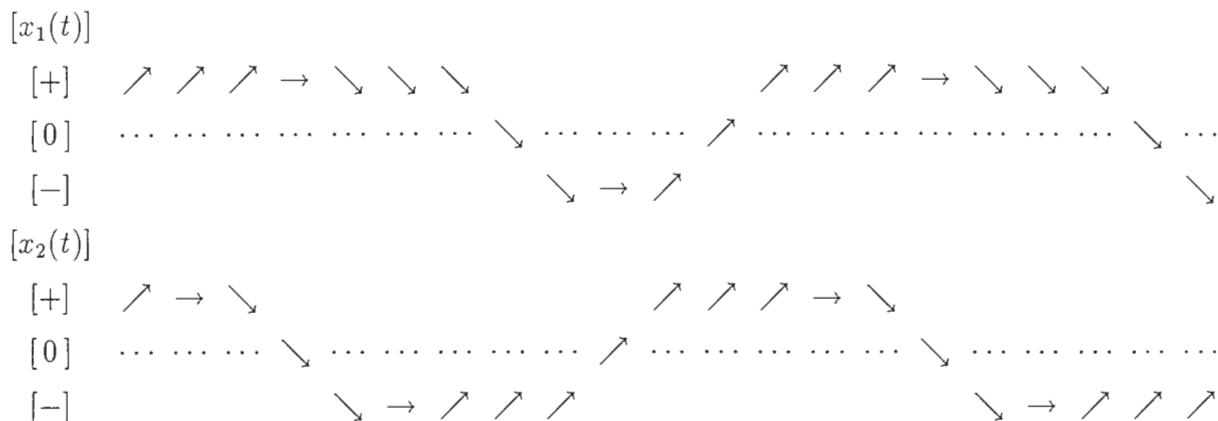
のパスを選ぶと, 系の挙動は,



のような x が $[0]$ に抵触する振動となる. また,

$$(0 \rightarrow 1 \rightarrow 2 \rightarrow 5 \rightarrow 8 \rightarrow 7 \rightarrow 6 \rightarrow 11 \rightarrow 14 \rightarrow 13 \rightarrow 12 \rightarrow 9 \rightarrow 0)$$

のパスを選ぶと, 系の挙動は,



のような x が正負領域にまたがる振動となる。

このように式 (38) におけるパラメータ, 特に β の値に起因する様々な振動のパターンが図 9 の状態遷移に含まれることになるのである。すなわち,

$$[x(t) + \alpha\dot{v}(t) - \beta] \subseteq [x(t)] + \partial v(t) - [+]$$

を満たすパラメータ $\alpha, \beta > 0$ の組は無限に存在し, それに対応して数々の振動パターンが現れるのである。

α の値による振動の周期の違いは定性的に量子化された時間軸上での解析結果には陽に現れないが, β の値によるバイアスのあらゆる可能性が解析結果に含まれることになる。

5.2.2 微分階数について

式 (34) は, R^n 空間における n 階連立常微分方程式である。

ここで,

$$Q(t) = (q(t), \dot{q}(t), \ddot{q}(t), \dots, q^{(n-1)}(t))$$

と置き換えると, 式 (34) は,

$$f(Q(t), \dot{Q}(t)) = 0$$

という 1 階連立常微分方程式に書き変わる。

たとえばもっとも簡単な例として, 単振動を記述する 2 階常微分方程式,

$$x(t) + k\ddot{x}(t) = 0$$

は変位 $x(t)$ に対する変位速度 $v(t)$ の導入によって,

$$\begin{cases} x(t) + kv(t) = 0 \\ \dot{x}(t) - v(t) = 0 \end{cases}$$

のような 1 階の連立常微分方程式に書き換えることができる。

量子化された空間 Q^n においても同様に,

$$[Q(t)] = ([q(t)], \partial q(t), \partial^2 q(t), \dots, \partial^{n-1} q(t))$$

の置き換えによって、定性的な1階連立常微分方程式、

$$[0] \subseteq f([Q(t)], \partial Q(t)) \tag{39}$$

を得ることができる。

前章では、系を特徴づける変数群の時系列データから、それらの時間相関すなわち時刻に関する導関数を導く方法について述べた。このような手法によって、結果的には系が満たすべき定性的な状態、すなわち変数群の定性値と定性微分値の組合せに関する複数の事例が推定されたことになる。本章で述べる制約規則推定法は、基本的にはそれらの組合せを包括的に説明する規則を推定する手法であるので、結果的に式(39)のような1階連立常微分方程式となることが前提となる。

一般的なケースとして、 m 個の独立な変量を持ち、 n 階の連立常微分方程式で記述できる系を仮定すると、このような系を記述するモデルが本手法によって導かれるためには、次のような状況を満たさなければならない。

すなわち、独立な変数群、

$$[q(t)] = \{[q_1(t)], [q_2(t)], \dots, [q_m(t)]\}$$

に対して、系を特徴づける変数群とは、

$$[Q(t)] = ([q(t)], \partial q(t), \partial^2 q(t), \dots, \partial^{n-1} q(t))$$

を指すものとする。したがって、このような $[Q(t)]$ の時系列が観測事例として与えられなければならない。

さきほどの単振動の例において、系を特徴づける変数群は、

$$[Q(t)] = ([x(t)], [v(t)])$$

となる。

一方、やや特殊化されたケースとして、 m 個の独立な変量を持ち、1階 ($n = 1$) の連立常微分方程式で記述できる系を前提とすると、系を特徴づける変数群は、次のように系を構成する独立な変数群として定義できる。

$$\begin{aligned} [Q(t)] &= ([q(t)]) \\ &= \{[q_1(t)], [q_2(t)], \dots, [q_m(t)]\} \end{aligned} \tag{40}$$

したがってこの場合には、独立な変数群の時系列が与えられれば本手法によってモデルを導くことが可能となる。

逆に、当初、変数群 $[Q(t)]$ を式(40)のような独立な変数群として扱ったとしても、モデル推定(制約規則推定)の結果 f が、

$$\begin{aligned} [0] &\subseteq f([Q(t)], \partial Q(t)) \\ &= \begin{pmatrix} f_q([q_m], \partial q_1) \\ [q_1] - \partial q_2 \\ [q_2] - \partial q_3 \\ \dots\dots\dots \\ [q_{m-1}] - \partial q_m \end{pmatrix} \end{aligned}$$

の形式となれば、このモデルは独立変数が1つの m 階常微分方程式に書き換えることができる。

5.3 定性的な状態を包括的に説明する制約規則の推定

5.3.1 制約規則の列挙

系を特徴づける変数群を,

$$Q(t) = \{Q_1, Q_2, \dots, Q_m\}$$

とする.

今, 前章の方法によって定性値の時系列,

$$[Q(t_0)], [Q(t_1)], [Q(t_2)], \dots$$

から, 系が満たすべき定性的状態

$$([Q(t)], \partial Q(t)), ([Q(t')], \partial Q(t')), ([Q(t'')], \partial Q(t'')), \dots \quad (41)$$

が得られており, あとは推定された定性的状態を包括的に説明する関係規則 f を見い出せば良い.

変数が m 個であるから f は次のような m 本の制約規則からなる連立常微分方程式となる.

$$[0] \subseteq f([Q(t)], \partial Q(t)) \rightarrow \begin{cases} [0] & \subseteq \\ f_1([Q(t)], \partial Q(t)) & \\ [0] & \subseteq \\ f_2([Q(t)], \partial Q(t)) & \\ \dots & \\ [0] & \subseteq \\ f_m([Q(t)], \partial Q(t)) & \end{cases}$$

ここでは, f_i の候補となる制約規則を次のような関係式を用いて列挙する.

$$[0] \subseteq \sum_{\theta=0}^{order} [C_{k_1, \dots, k_m, l_1, \dots, l_m}] \prod_{i=1}^m [Q_i]^{k_i} \prod_{j=1}^m \partial Q_j^{l_j} \quad (42)$$

$$\left\{ \begin{array}{ll} \theta = k_1 + \dots + k_m + l_1 + \dots + l_m & \\ \Sigma & : \text{定性的な加算.} \\ \Pi & : \text{定性的な乗算.} \\ [C_{k_1, \dots, k_m, l_1, \dots, l_m}] & : \text{多項式の係数列.} \\ order & : \text{多項式の次数.} \end{array} \right.$$

$order = 1$ の場合には, 式 (42) は定性的な線形常微分方程式, $order > 1$ の場合には非線形常微分方程式となる.

制約規則の推定は, 式 (42) によって係数列の探索問題に帰着させることができる. すなわち, 式 (41) のように推定されている定性的な状態を, 式 (42) に逐次代入し, 常に \subseteq の関係を満たすような係数列を列挙すれば良い.

本手法では, $order = 1$ から探索を開始し, “列挙される制約規則の数 $> m$ ” となるまで順次次数を上げながら ($order$ の値をインクリメントしながら) 探索を繰り返すこととした.

表 15: 推定された制約規則

$$\begin{aligned}
[0] &\subseteq [x_1] + \partial x_1 + [x_2] + \partial x_2 \\
[0] &\subseteq [x_1] + \partial x_1 + [x_2] - \partial x_2 \\
[0] &\subseteq [x_1] + \partial x_1 + \partial x_2 \\
[0] &\subseteq [x_1] + \partial x_1 - \partial x_2 \\
[0] &\subseteq [x_1] + \partial x_1 - [x_2] + \partial x_2 \\
[0] &\subseteq [x_1] + \partial x_1 - [x_2] \\
[0] &\subseteq [x_1] + \partial x_1 - [x_2] - \partial x_2 \\
[0] &\subseteq [x_1] + [x_2] + \partial x_2 \\
[0] &\subseteq [x_1] - \partial x_1 + [x_2] + \partial x_2 \\
[0] &\subseteq [x_1] - \partial x_1 + [x_2] \\
[0] &\subseteq [x_1] - \partial x_1 + [x_2] - \partial x_2 \\
[0] &\subseteq [x_1] - \partial x_1 - \partial x_2 \\
[0] &\subseteq [x_1] - \partial x_1 - [x_2] - \partial x_2 \\
[0] &\subseteq \partial x_1 + [x_2] + \partial x_2 \\
[0] &\subseteq \partial x_1 + \partial x_2 \\
[0] &\subseteq \partial x_1 - [x_2] + \partial x_2 \\
[0] &\subseteq \partial x_1 - [x_2] \\
[0] &\subseteq \partial x_1 - [x_2] - \partial x_2
\end{aligned}$$

5.3.2 制約規則推定の実験例

ここでは前章 4.6.3 の例題で推定された定性的状態 (前章 4.6.3 の表 13) を用いて制約規則を列挙する。

前章 4.6.3 の表 13 では 21 状態が推定されており, これらを式 (42) に代入することにより, 表 15 のような 18 本の制約規則が見い出された。

この例の場合, $order = 1$ で “列挙された制約規則の数 $> m$ ” となり, 推定された制約規則はすべて線形常微分方程式となっている。

5.4 制約規則の連立による矛盾の発生とその排除

当然のことながら, 式 (41) の定性的状態のすべては, 式 (42) で推定されるそれぞれの制約規則を満足する。ところが, それらを連立させて得られる制約に関しては, 必ずしもすべての状態が満足しない場合がある。これは, 推定された定性的状態 (式 (41)) の中の定性値の不確定さにより, 式 (41) に対する複数の解釈が存在することに起因する。このような現象をここでは “矛盾” と呼ぶ。

このような矛盾が発生するメカニズムは以下のように説明できる。

5.4.1 矛盾発生メカニズム

2つの定性的状態 s_A および s_α を次のように定義する.

$$s_A \stackrel{def}{=} ([Q], \partial Q) = ([Q_{A1}], [Q_{A2}], \dots, [Q_{Am}], \partial Q_{A1}, \partial Q_{A2}, \dots, \partial Q_{Am})$$

$$s_\alpha \stackrel{def}{=} ([Q], \partial Q) = ([Q_{\alpha1}], [Q_{\alpha2}], \dots, [Q_{\alpha m}], \partial Q_{\alpha1}, \partial Q_{\alpha2}, \dots, \partial Q_{\alpha m})$$

さらに,

$$\left. \begin{array}{l} [Q_{\alpha1}] \subseteq [Q_{A1}] \text{ 且つ, } \partial Q_{\alpha1} \subseteq \partial Q_{A1} \text{ 且つ,} \\ [Q_{\alpha2}] \subseteq [Q_{A2}] \text{ 且つ, } \partial Q_{\alpha2} \subseteq \partial Q_{A2} \text{ 且つ,} \\ \dots\dots\dots \\ [Q_{\alpha m}] \subseteq [Q_{Am}] \text{ 且つ, } \partial Q_{\alpha m} \subseteq \partial Q_{Am} \end{array} \right\} \rightarrow s_\alpha \subseteq s_A \text{ と書く.}$$

ここで,

$$s_\alpha \subseteq s_A, \quad s_\beta \subseteq s_A \tag{43}$$

を満たす s_α, s_β が

$$[0] \subseteq f_1(s_\alpha)$$

$$[0] \subseteq f_2(s_\beta)$$

のそれぞれを満たせば, 明らかに,

$$[0] \subseteq f_1(s_A) \tag{44}$$

$$[0] \subseteq f_2(s_A) \tag{45}$$

のそれぞれが満たされる.

ところが, 状態 s_A が式 (44, 45) を同時に満たすためには (連立方程式の解となるためには),

$$s_\alpha = s_\beta = s_A$$

でなければならず, これは式 (43) の特別な場合のみである.

したがって s_A の解釈が複数存在するとき, 一般に s_A は式 (44, 45) からなる連立常微分方程式を満たさないと考えて良い.

以上の議論は, s_A を前章の方法で推定された定性的状態とみなし, さらにその定性値の不確定さに由来する複数の解釈を s_α および s_β と見なせば, “矛盾” が現れるメカニズムの説明になる.

このような現象を, ゼロを唯一の境界標とする Q^n 空間で具体例を挙げて見てみよう.

$$s_A = ([x_1], \partial x_1, [x_2], \partial x_2)$$

$$= ([+], [-0], [-], [0+])$$

は, 次の2本の制約規則をそれぞれ満足する.

$$[0] \subseteq \partial x_1 - [x_2]$$

$$[0] \subseteq \partial x_1 - \partial x_2$$

ところが, これら2本の連立常微分方程式を満たす定性的状態は,

$$\begin{aligned}
 & ([+],[+],[+],[+]), ([+],[0],[0],[0]), ([+],[-],[-],[-]) \\
 & ([0],[+],[+],[+]), ([0],[0],[0],[0]), ([0],[-],[-],[-]) \\
 & ([-],[+],[+],[+]), ([-],[0],[0],[0]), ([-],[-],[-,-])
 \end{aligned}$$

の9状態であり、この中には状態 s_A との包含関係 \subseteq を満たす、

$$\begin{aligned}
 & ([+],[-],[-],[0]), ([+],[-],[-],[+]) \\
 & ([+],[0],[-],[0]), ([+],[0],[-],[+])
 \end{aligned}$$

のいずれも含まれない。すなわち、状態 s_A はこの連立常微分方程式を満たさないことになる。

5.4.2 矛盾排除の方法

矛盾が発生する連立をモデルの候補から排除するためには、連立を満たす定性的状態をすべて求める以外に方法はなく、その上で、次のような判定を行なう。

前節の方法で推定された定性的状態のすべてについて、連立を満たす状態集合に含まれる解釈が存在しなければならない。

すなわち、

$$\begin{aligned}
 \exists s_\alpha^i \subseteq s_A^i \quad \forall s_A^i \in \{s_A\} \\
 \quad \quad \quad s_\alpha^i \in \{s_\psi\}
 \end{aligned} \tag{46}$$

$$\text{ここで, } \left\{ \begin{array}{l} \{s_\psi\} : \text{連立常微分方程式 } \psi \text{ を満たす定性的状態の集合.} \\ \{s_A\} : \text{前節の方法で推定された定性的状態の集合.} \\ s_A^i : \text{集合 } \{s_A\} \text{ の要素.} \\ s_\alpha^i : s_A^i \text{ の解釈.} \end{array} \right.$$

これにより、式 (46) を満たさない連立 ψ は矛盾が発生するので、モデルの候補から排除する。

5.5 モデルの絞り込み

矛盾の発生する連立常微分方程式を排除した後も、観測結果を満足するモデルとしては沢山の可能性が残される。

本節では、新たな尺度 (*forecasting power*) を導入してモデルの絞り込みを行なう方法について述べる。

5.5.1 Entropy Reduction の導入

ここでは、*forecasting power* とそれを定量的に表す量として *Entropy Reduction*[Cellier 91] を導入する。

ある系に対する任意の可能な入力状態により与えられる、ある特定の出力状態の予測 (*forecasting*) に関連する不確定さを決定するために Shannon の Entropy が用いられる。

入出力関係に対応する Shannon の Entropy は

$$H \stackrel{def}{=} - \sum_{\forall s_i} p_{s_i} \sum_{\forall s_o} p(s_o | s_i) \cdot \log(p(s_o | s_i)) \quad (47)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} s_i : \text{入力状態.} \\ s_o : \text{出力状態.} \\ p_{s_i} : \text{入力 } s_i \text{ が発生する確率.} \\ p(s_o | s_i) : \text{入力 } s_i \text{ に対して出力 } s_o \text{ が現れる条件付確率.} \end{array} \right.$$

で与えられる.

すべての p_{s_i} が等しいとき, H は最大となり, そのとき,

$$H \stackrel{def}{=} H_{max}$$

とする.

また, 状態の発生が確定的であるとき ($p(s_o | s_i)$ が δ 関数的であるとき),

$$H = 0$$

となる.

このとき規格化された量として *entropy reduction* を次の式 (48) によって定義する [Cellier 91] と,

$$H_r \stackrel{def}{=} 1.0 - \frac{H}{H_{max}} \quad (48)$$

H_r の値は 0.0 ~ 1.0 の実数値をとる.

状態の発生が確定的なものに近付けば H_r は大きな値を取り, 逆に状態の発生が確率的になり偶然性が増せば (確率分布関数 $p(s_o | s_i)$ の広がりが大きくなれば), H_r は小さな値を取る. すなわち, H_r は状態の発生に関する予測の容易さ (forecasting power) を表す量と捉えることができる.

s_i, s_o をある系の入出力であるとする, その系を記述する制約規則が決まれば確率分布 p_{s_i} および $p(s_o | s_i)$ が決まると考えて良い. したがって, 観測されたある入出力関係を説明する制約規則が複数存在する場合, H_r のより高い値を持つ制約規則とは, 観測された状態の発生がより確定的な制約規則であるという説明が成り立つのである.

5.5.2 定性的な状態遷移過程に対する Entropy Reduction の適用

ここでは, Entropy Reduction を定性的な状態遷移に適用する.

任意の定性的な状態 s, s' を仮定し, 定性的な状態遷移に関する Shannon の Entropy を次の式 (49) によって定義する.

$$H \stackrel{def}{=} - \sum_{\forall s} p_s \sum_{\forall s'} p(s' | s) \cdot \log p(s' | s) \quad (49)$$

$$\left\{ \begin{array}{ll} s & : \text{遷移前の定性的状態.} \\ s' & : \text{遷移後の定性的状態.} \\ p_s & : \text{状態 } s \text{ が現れる確率.} \\ p(s'|s) & : \text{状態遷移によって } s \text{ に対して } s' \text{ が現れる} \\ & \quad \text{条件付確率.} \end{array} \right.$$

ここで、制約規則 ψ が与えられたとき

$$\left\{ \begin{array}{ll} s_\phi & : \text{制約規則 } \psi \text{ を満たす定性的状態.} \\ N_\phi & : \text{制約規則 } \psi \text{ を満たす定性的状態の数.} \\ n_\phi(s) & : s \text{ から遷移可能な定性的状態の数} \\ & \quad (\text{ただし, } s \text{ 自身は含まない).} \end{array} \right.$$

とすると、 p_s および $p(s'|s)$ は次のように与えられる。

$$p_s = \frac{\delta(s \in \{s_\psi\})}{N_\psi} = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & : s \text{ が } \psi \text{ を満たさないとき } (s \notin \{s_\psi\}). \\ \frac{1}{N_\psi} & : s \text{ が } \psi \text{ を満たすとき } (s \in \{s_\psi\}). \end{array} \right. \quad (50)$$

$$p(s'|s) = \frac{\delta(s \xrightarrow{\text{trans}} s')}{n_\psi(s)} = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & : s \text{ から } s' \text{ へ遷移不可能な場合.} \\ \frac{1}{n_\psi(s)} & : s \text{ から } s' \text{ へ遷移可能な場合.} \end{array} \right. \quad (51)$$

ただし、 δ はデルタ関数で、“()” の条件が満たされる場合には $\delta = 1$ それ以外には $\delta = 0$ となる。

これらにより、制約規則 ψ のもとでの状態遷移に関する Shannon の entropy, H^ψ は、次の式 (52) のように計算される。

$$\begin{aligned} H^\psi &= - \sum_{\forall s} \frac{\delta(s \in \{s_\psi\})}{N_\psi} \sum_{\forall s'} \frac{\delta(s \xrightarrow{\text{trans}} s')}{n_\psi(s)} \log \left\{ \frac{1}{n_\psi(s)} \right\} \\ &= \frac{1}{N_\psi} \sum_{\forall s \in \{s_\psi\}} \log \{n_\psi(s)\} \end{aligned} \quad (52)$$

一方、量子化空間 Q^n と対象系 (変数の数) が決まれば H_{max} の値は決まり、制約規則には依存しないので、ここでは定数として扱って良い。制約規則を与えない場合には、状態空間のあらゆる状態が現れる、すなわち $p_s = \text{一定値}$ となる。そのような状況で、対象系の状態空間におけるすべての定性的状態について可能な状態遷移を調べ、Shannon の entropy を計算したものが H_{max} である。

以上のことから、制約規則 ψ のもとでの状態遷移に関する entropy reduction, H_r^ψ は次の式 (53) で与えられる。

$$H_r^\psi = 1.0 - \left\{ \frac{1}{H_{max} N_\psi} \right\} \sum_{\forall s \in \{s_\psi\}} \log \{n_\psi(s)\} \quad (53)$$

さて、式 (52, 53) における、

$$\sum_{\forall s \in \{s_\psi\}} \log \{n_\psi(s)\}$$

の項は制約規則 ψ を満たす状態における遷移可能な次状態の数のみに関係し、 H^ψ はひとつの状態当たりの平均値である。つまり、全体として遷移可能な次状態の少ない状態遷移図を描くことができるモデルほど、この項の値は小さくなると考えて良い。したがって、 H^ψ は“状態遷移の複雑さ”の度合を表す指針であり、*entropy reduction* H_r^ψ は“状態遷移の単純さ”の度合を表す指針と捉えることができる。

結局ここまでの議論によって、“観測された状態の発生がより確定的なモデル”と“単純な状態遷移図が描けるモデル”とは等価な概念であり、その定量的な指針として *entropy reduction* が利用できることが明らかになった。

直観的には、 H_r^ψ のより高い値を持つ制約規則によって、観測された状態遷移が現れる必然性が増す（単純な状態遷移図によって観測された状態遷移以外のパスを通る確率が減る）という説明が成り立つと言って良いであろう。

本手法では、前節の方法で矛盾の排除された制約規則のすべての組合せ（連立）について、式(53)を用いて *entropy reduction* を計算し、これのもっとも高い値を持つ連立を最終的なモデルとすることとした。

一例として制約規則式(38)の *entropy reduction* を計算してみよう。

状態遷移図(図9)によれば、

$$H_r^\psi = 1.0 - \frac{10 \times \log 1 + 3 \times \log 2 + \log 3 + \log 5}{1.175 \times 15} = 0.77$$

となる。ただし、ゼロを唯一の境界標とする Q^n 空間において、2つの独立変数を持つ系を対象とすると、 $H_{max} = 1.175$ である。

5.5.3 Entropy Reduction の適用例

ここでは、前章4.6.3の表13の系を例題として用い *entropy reduction* による制約規則の絞り込みを行なう。

対象系は系を特徴づける変量として2つの変数を持つ。したがってモデルは、2本の制約規則からなる連立常微分方程式となる。

表15の制約規則群を用いて2本の連立を構成し、これを制約規則 ψ とする。次いで、それぞれの ψ について H_r^ψ を計算し、もっとも H_r^ψ の高い値を持つ連立を列挙した。その結果、表16の6通りの連立が導かれた。

これら6通りの制約規則は等しい *entropy reduction* の値を持ちその値は $H_r^\psi = 0.77$ である。

5.6 定性的なシミュレーションによるモデルの検証

5.6.1 定性的なシミュレーションの概要

前節までに述べてきた方法で推定された制約規則(定性的な連立常微分方程式)を用いて、観測された時系列が再現できることを定性的なシミュレーションによって示すことができる。

定性的なシミュレーションの詳細についてはここでは述べないが、以下では前節の例題の Model No.1 を例にとって、概要のみを述べる。

Model No.1 を満たす定性的な状態は、表17で与えられる。これらの状態に状態遷移規則を適用することにより、図10のような状態遷移図を描くことができる。

表 16: 絞り込まれた定性的連立常微分方程式

$$\begin{array}{l}
 \text{Model No.1} \left\{ \begin{array}{l} [0] \subseteq [x_1] + \partial x_1 + [x_2] + \partial x_2 \\ [0] \subseteq \partial x_1 - [x_2] \end{array} \right. \\
 \text{Model No.2} \left\{ \begin{array}{l} [0] \subseteq [x_1] + \partial x_1 + \partial x_2 \\ [0] \subseteq \partial x_1 - [x_2] \end{array} \right. \\
 \text{Model No.3} \left\{ \begin{array}{l} [0] \subseteq [x_1] + [x_2] + \partial x_2 \\ [0] \subseteq \partial x_1 + \partial x_2 \end{array} \right. \\
 \text{Model No.4} \left\{ \begin{array}{l} [0] \subseteq [x_1] + [x_2] + \partial x_2 \\ [0] \subseteq \partial x_1 - [x_2] \end{array} \right. \\
 \text{Model No.5} \left\{ \begin{array}{l} [0] \subseteq [x_1] - \partial x_1 + [x_2] + \partial x_2 \\ [0] \subseteq \partial x_1 + \partial x_2 \end{array} \right. \\
 \text{Model No.6} \left\{ \begin{array}{l} [0] \subseteq [x_1] - \partial x_1 + [x_2] \\ [0] \subseteq \partial x_1 + \partial x_2 \end{array} \right.
 \end{array}$$

図 10: Model No.1 の状態遷移図.

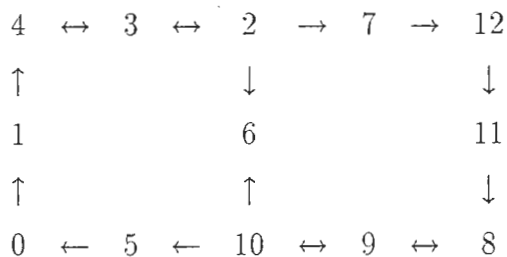


表 17: Model No.1 を満たす定性的な状態.

状態 No.	$[x]$	∂x	$[v]$	∂v
0	([+]	[+]	[+]	[-])
1	([+]	[0]	[0]	[-])
2	([+]	[-]	[-]	[+])
3	([+]	[-]	[-]	[0])
4	([+]	[-]	[-]	[-])
5	([0]	[+]	[+]	[-])
6	([0]	[0]	[0]	[0])
7	([0]	[-]	[-]	[+])
8	([-]	[+]	[+]	[+])
9	([-]	[+]	[+]	[0])
10	([-]	[+]	[+]	[-])
11	([-]	[0]	[0]	[+])
12	([-]	[-]	[-]	[+])

表 18: 推定された状態の時系列と Model No.1 を満たす状態との対応関係

t_{now_m} を除く状態の時系列.	Model No.1 の状態.
([0],[0+],[+],[+0-])	5
([+],[+],[+],[+0-])	0
([+],[+0-],[+],[-])	0
([+],[+0-],[0],[-0])	1
([+],[+0-],[-],[-])	4
([+],[-],[-],[+0-])	2 or 3 or 4
([0],[-0],[-],[+0-])	7
([-],[-],[-],[+0-])	12
([-],[+0-],[-],[+])	12
([-],[+0-],[0],[0+])	11
([-],[+0-],[+],[+])	8
([-],[+],[+],[-])	10
([0],[0],[0],[0])	6

Model No.1 のシミュレーションでは、前章 4.6.3 の表 13 のように推定された定性的状態のうち、時間的な順序関係が明確でない t_{now_m} を除く状態の時系列を通るような状態遷移過程を、遷移図上でトレースすれば良い。

前章 4.6.3 の表 13 の状態のうち、 t_{now_m} を除いた状態の時系列の対応関係を、表 18 に示す。図 10 および表 18 より、トレースすべき状態遷移は、

$$5 \rightarrow 0 \rightarrow 1 \rightarrow 4 \rightarrow 3 \rightarrow 2 \rightarrow 7 \rightarrow 12 \rightarrow 11 \rightarrow 8 \rightarrow 9 \rightarrow 10 \rightarrow 6$$

となることがわかる。

5.6.2 例題のシミュレーション結果

前節の Model No.1~No.6 を用いてシミュレーションを行なった結果を図 11 に示す。

図 11 によれば、推定されたモデル (Model No.1~No.6) の挙動は、2 つの変数 $[x_1], [x_2]$ がともに振動し最終的には、

$$([x_1], \partial x_1, [x_2], \partial x_2) = ([0], [0], [0], [0])$$

の状態に遷移してゆく様子を示しており、前章 4.6.3 の表 13 のように観測された挙動を再現していることがわかる。

観測された現象が定式化されると他の現象との構造的な比較や類推ができるようになる。たとえば、表 16 において Model No.4 は、変数名を

$$[x_1] \rightarrow [x], \quad [x_2] \rightarrow [v]$$

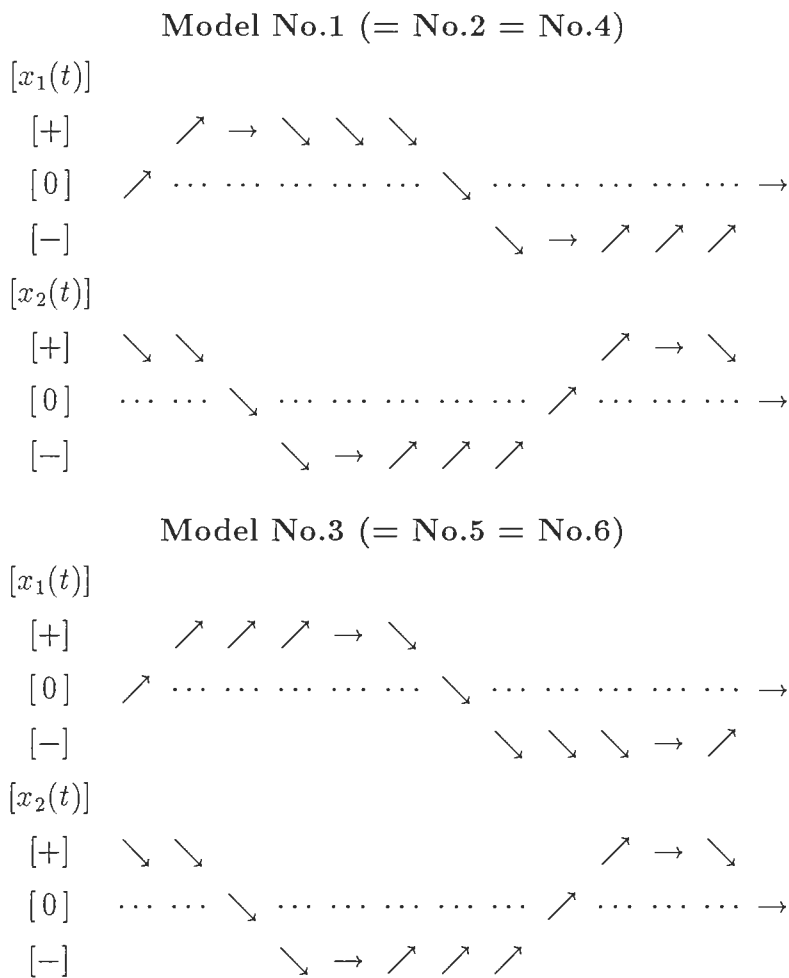
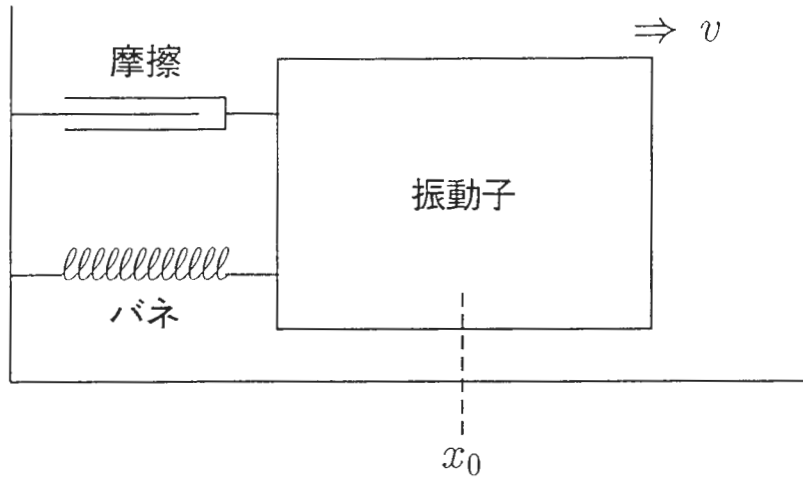


図 11: 例題の定性シミュレーション結果図式表現



$$\text{因果構造: } \begin{cases} [0] \subseteq [x] + [v] + \partial v \\ [0] \subseteq [v] - \partial x \end{cases}$$

図 12: 摩擦を考慮した振動系とその因果構造

のように置き換えると、図 12 のような摩擦を考慮した振動系と同じ因果構造をもつモデルであることがわかる。また、図 13 のような、インダクタンス - 抵抗 - キャパシタンス 並列回路なども、このモデルと同じ因果構造をもつ系である。

5.7 実験

前章および本章で述べてきた手法を Common Lisp 処理系の上で実現し、いくつかの実験を行なった。

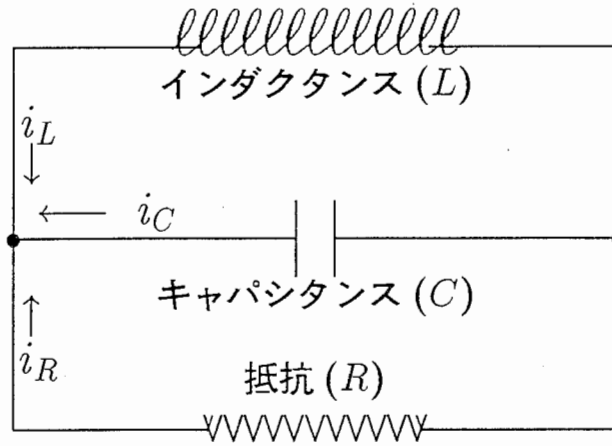
処理系に対する入力、系を特徴づける変数群とそれらの時系列データであり、モデルが推定され提示されるまでの過程は一貫した自動処理により実現した。また、定性的シミュレーションにおいては、シミュレートするモデルの番号を入力とし、状態遷移図を生成し、観測された時系列を再現する遷移図上のトレースを見出す過程、およびトレース結果を図式表現として提示するまでの過程は自動化された処理として実現した。

5.7.1 実験 1 (単振動のモデル)

実験 1 は、単振動を時系列として与えた例である。

◎ 観測時系列

$x_1(t)$: [+][+][+][0][-][-][-][0][+][+][+][0][-][-][-][0][+]
 $x_2(t)$: [+][0][-][-][-][0][+][+][+][0][-][-][-][0][+][+][+]



$$\text{因果構造: } \begin{cases} [0] \subseteq [i_L] + [i_R] + \partial i_R \\ [0] \subseteq [i_R] - \partial i_L \\ [0] \subseteq [i_C] - \partial i_R \end{cases}$$

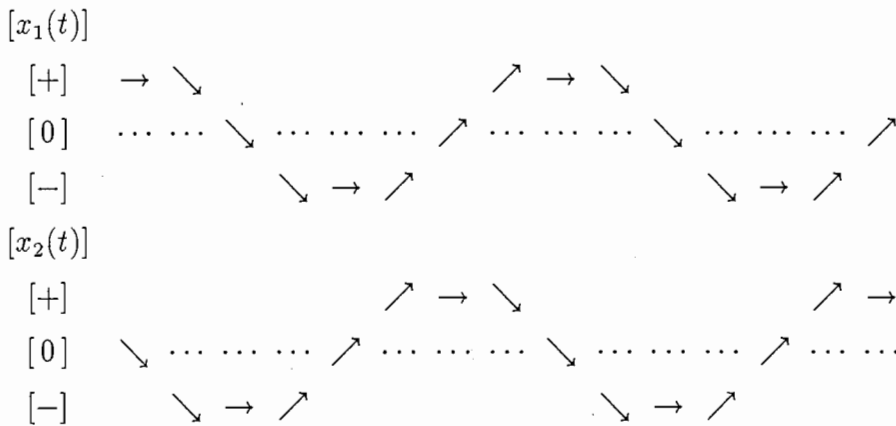
図 13: LCR 並列回路とその因果構造

◎ 推定された制約規則

$$\text{Model No.1 } \begin{cases} [0] \subseteq [x_1] + \partial x_2 \\ [0] \subseteq \partial x_1 - [x_2] \end{cases}$$

◎ 定性的シミュレーションの結果

Model No.1 の定性的シミュレーション結果



5.7.2 実験 2 (やや複雑な振動系のモデル)

実験 2 は、やや複雑な振動を時系列として与えた例である。

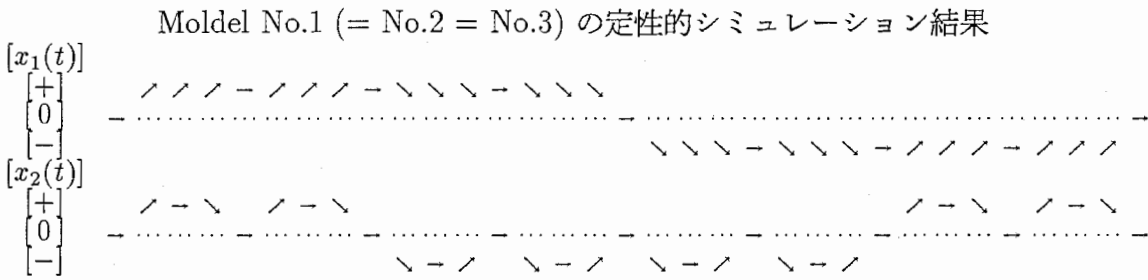
◎ 観測時系列

$$\begin{aligned} [x_1(t)] &: [0] [0] [+][+][+][+][+][+][+][+][0] [-] [-] [-] [-] [-] [-] [-] [-] [0] [0] \\ [x_2(t)] &: [0] [0] [+][0][+][0] [-] [0] [-] [0] [-] [0] [-] [0] [-] [0] [+][0][+][0][0] \end{aligned}$$

◎ 推定された制約規則

$$\begin{aligned} \text{ModelNo.1} & \begin{cases} [0] \subseteq \partial x_1 - [x_2] + \partial x_2 \\ [0] \subseteq \partial x_1 - [x_2] \end{cases} \\ \text{ModelNo.2} & \begin{cases} [0] \subseteq \partial x_1 - [x_2] + \partial x_2 \\ [0] \subseteq \partial x_1 - [x_2] - \partial x_2 \end{cases} \\ \text{ModelNo.3} & \begin{cases} [0] \subseteq \partial x_1 - [x_2] \\ [0] \subseteq \partial x_1 - [x_2] - \partial x_2 \end{cases} \end{aligned}$$

◎ 定性的シミュレーションの結果



5.7.3 実験 3 (非線形な振動モデル)

実験 3 は, モデルが非線形となるケースである.

◎ 観測時系列

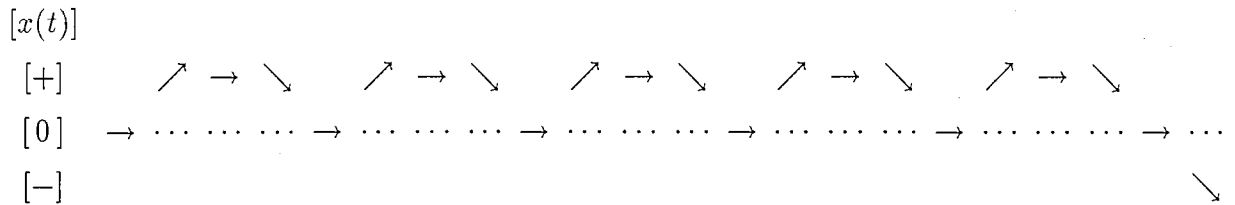
$$[x(t)] : [+][0][+][0][+][0][+][0][+][0] [-]$$

◎ 推定された制約規則

$$\begin{aligned} \text{ModelNo.1} & \{ [0] \subseteq [x]^2 - [x] + \partial x \\ \text{ModelNo.2} & \{ [0] \subseteq [x]^2 - [x] \cdot \partial x - [x] + \partial x^2 \\ \text{ModelNo.3} & \{ [0] \subseteq [x]^2 - [x] \cdot \partial x - [x] + \partial x \end{aligned}$$

◎ 定性的シミュレーションの結果

Model No.1 (= No.2 = No.3) の定性的シミュレーション結果



5.7.4 実験4 (因果構造と状態遷移構造ならびに Entropy Reduction の値の比較)

この実験では、観測された時系列を満たし、かつ *entropy reduction*, H_r^ψ の異なる値を持つ3種類のモデルについて、因果構造および状態遷移構造を比較する。

◎ 観測時系列

$[x_1(t)]$: [+][+][+][0][-][-][-][0][+][+][+][0][-][-][-][0][0]
 $[x_2(t)]$: [+][0][-][-][-][0][+][+][+][0][-][-][-][0][+][0][0]

◎ 制約規則

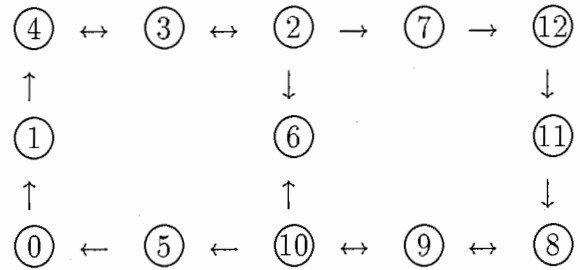
$$\begin{aligned}
 \text{ModelNo.1} & \begin{cases} [0] \subseteq [x_1] + [x_2] + \partial x_2 \\ [0] \subseteq \partial x_1 - [x_2] \end{cases} \\
 \text{ModelNo.2} & \begin{cases} [0] \subseteq [x_1] - \partial x_1 + [x_2] \\ [0] \subseteq \partial x_1 + [x_2] + \partial x_2 \end{cases} \\
 \text{ModelNo.3} & \begin{cases} [0] \subseteq [x_1] + \partial x_1 - [x_2] + \partial x_2 \\ [0] \subseteq \partial x_1 - [x_2] \end{cases}
 \end{aligned}$$

◎ 定性的状態と状態遷移図

Model No.1 を満たす定性的状態

状態 No.	$[x]$	∂x	$[v]$	∂v
0	([+]	[+]	[+]	[-])
1	([+]	[0]	[0]	[-])
2	([+]	[-]	[-]	[+])
3	([+]	[-]	[-]	[0])
4	([+]	[-]	[-]	[-])
5	([0]	[+]	[+]	[-])
6	([0]	[0]	[0]	[0])
7	([0]	[-]	[-]	[+])
8	([-]	[+]	[+]	[+])
9	([-]	[+]	[+]	[0])
10	([-]	[+]	[+]	[-])
11	([-]	[0]	[0]	[+])
12	([-]	[-]	[-]	[+])

Model No.1 の状態遷移



観測された時系列を再現する Model No.1 による遷移図上のパス

$$5 \rightarrow 0 \rightarrow 1 \rightarrow 4 \rightarrow 3 \rightarrow 2 \rightarrow 7 \rightarrow 12 \rightarrow 11 \rightarrow 8 \rightarrow 9 \rightarrow 10 \rightarrow 6$$

遷移図において、パス上の状態を“○”印で示した。また、ここに挙げたパスは一例で必ずしも唯一解ではない。

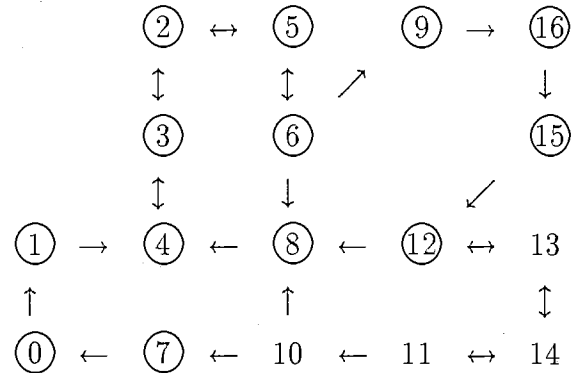
entropy reduction

$$\begin{aligned}
 H_r^{ModelNo.1} &= 1.0 - \frac{8 \times \log 1 + 2 \times \log 2 + 2 \times \log 3}{1.175 \times 13} \\
 &= 0.77
 \end{aligned}$$

Model No.2 を満たす定性的状態

状態 No.	$([x] \quad \partial x \quad [v] \quad \partial v)$
0	([+] [+] [+] [-])
1	([+] [+] [0] [-])
2	([+] [+] [-] [+])
3	([+] [+] [-] [0])
4	([+] [+] [-] [-])
5	([+] [0] [-] [+])
6	([+] [-] [-] [+])
7	([0] [+] [+] [-])
8	([0] [0] [0] [0])
9	([0] [-] [-] [+])
10	([-] [+] [+] [-])
11	([-] [0] [+] [-])
12	([-] [-] [+] [+])
13	([-] [-] [+] [0])
14	([-] [-] [+] [-])
15	([-] [-] [0] [+])
16	([-] [-] [-] [+])

Model No.2 の状態遷移



観測された時系列を再現する Model No.2 による遷移図上のパス

$$7 \rightarrow 0 \rightarrow 1 \rightarrow 4 \rightarrow 3 \rightarrow 2 \rightarrow 5 \rightarrow 6 \rightarrow 9 \rightarrow 16 \rightarrow 15 \rightarrow 12 \rightarrow 8$$

ただし、このパスは唯一解ではない。

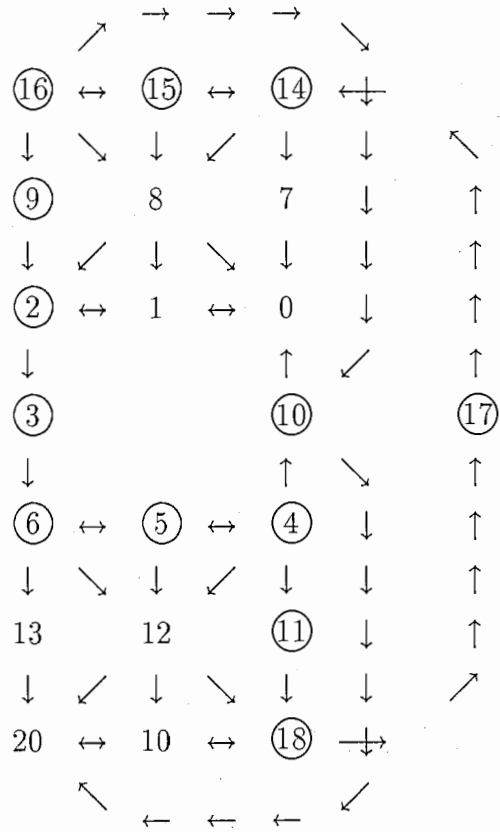
entropy reduction

$$\begin{aligned}
 H_r^{ModelNo.2} &= 1.0 - \frac{8 \times \log 1 + 7 \times \log 2 + 2 \times \log 3}{1.175 \times 17} \\
 &= 0.65
 \end{aligned}$$

Model No.3 を満たす定性的状態

状態 No.	$[x]$	∂x	$[v]$	∂v
0	([+]	[+]	[+]	[+])
1	([+]	[+]	[+]	[0])
2	([+]	[+]	[+]	[-])
3	([+]	[0]	[0]	[-])
4	([+]	[-]	[-]	[+])
5	([+]	[-]	[-]	[0])
6	([+]	[-]	[-]	[-])
7	([0]	[+]	[+]	[+])
8	([0]	[+]	[+]	[0])
9	([0]	[+]	[+]	[-])
10	([0]	[0]	[0]	[0])
11	([0]	[-]	[-]	[+])
12	([0]	[-]	[-]	[0])
13	([0]	[-]	[-]	[-])
14	([-]	[+]	[+]	[+])
15	([-]	[+]	[+]	[0])
16	([-]	[+]	[+]	[-])
17	([-]	[0]	[0]	[+])
18	([-]	[-]	[-]	[+])
19	([-]	[-]	[-]	[0])
20	([-]	[-]	[-]	[-])

Model No.3 の状態遷移



観測された時系列を再現する Model No.3 による遷移図上のパス

$$9 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 6 \rightarrow 5 \rightarrow 4 \rightarrow 11 \rightarrow 18 \rightarrow 17 \rightarrow 14 \rightarrow 15 \rightarrow 16 \rightarrow 10$$

ただし、このパスは唯一解ではない。

entropy reduction

$$\begin{aligned}
 H_r^{ModelNo.3} &= 1.0 - \frac{8 \times \log 1 + 5 \times \log 2 + 6 \times \log 3 + 2 \times \log 4}{1.175 \times 21} \\
 &= 0.48
 \end{aligned}$$

Model No.1~No.3 に対応する状態遷移図を見てわかるように、複雑な状態遷移を持つ制約規則ほど観測時系列が現れるための偶然性が増し、その予測はしだいに困難になってゆく。このような直観的な説明を定量化したものが *entropy reduction* であり、それぞれの遷移図と H_T^ψ の値を比較してみると、対応関係が良くわかる。

entropy reduction は、状態空間において確率分布関数が与えられたときの、状態発生の必然性を扱った量である。このような量は定性的に量子化された空間では、状態遷移構造の単純さと等価な概念としてモデルの絞り込みに利用できる。すなわち、 H_T^ψ は、観測された現象に関する数々の説明のうち、もっともシンプルな現象で説明するモデルはどれか、という視点を与える指針として利用できるのである。

5.8 むすび

本章では、対象系の因果構造を定式化する過程について詳しく述べた。また本章後半では、*forecasting power* という概念を導入し、モデルの絞り込みを実現する手法についても述べた。

前節で導いた状態遷移に関する *entropy reduction* は、量子化された空間 Q^n 独特の量であり、極めて興味深い。本文中でも詳しく述べたが、 R^n 空間における状態遷移では、ある時刻における状態が与えられれば微小時間後の状態は定量的な制約規則によって一意に決まる。したがって、複数の状態への遷移確率 $p(s'|s)$ は常に δ 関数的となり、与えた初期値に対する以後の状態の発生に偶然性は存在しない。状態発生の偶然性は、量子化された変量の取り得る値が R^n 空間における有限の領域 (区間) となることに由来しているのである。

定性推論では、このような有限の区間による記述が、対象とする様々な手法に対するメリットにもデメリットにもなりうる。たとえば、値や挙動の不明な変量については $Q(t) \subseteq [-\infty, +\infty]$ のように不確定さを残したままアルゴリズムにかけられるという極めて大きなメリットがある半面、推定された挙動は偶然性を含み、解析結果が複雑な状態遷移図となり、解釈が困難に陥る可能性があるというデメリットも存在する。

このようなことを考慮すると、量子化による状態遷移の偶然性を定量化しておくことは極めて有意義である。

第6章 2レベルオントロジーによるグラフィクス生成・編集技術

6.1 まえがき

本章では、人間が頭の中で思い描いたメンタルイメージを、グラフィクスとして表現される共有仮想空間(3D Virtual Space)において可視化する手法を提案する。

本手法は、3次元形状に関する知識を2レベルオントロジーとして持ち、形状に関する言語的な表現をこれらの知識を利用して、最終的にはグラフィクスのレベルまで翻訳することによって、グラフィクスの生成・編集を実現する手法である。また、翻訳のプロセスにおいて、言語表現に対する補助的な表現として用いられる手振りによる表現を、グラフィクスパラメータを直接制御する手段として利用する。

オントロジーという言葉には一般に広い解釈が存在するが、人工知能などの分野では概ね「概念の集合」と捉えられることが多い。オントロジーは、ある「対象」に関する見方、捉え方、解釈などの概念が緻密に構造化されたものであり、表層的な語彙の体系であるシソーラスとは区別されるのが一般的である。

オントロジーに関する研究は、欧米では ESPRIT プロジェクトの KADS[Wielinga 86] や Stanford 大学の Ontolinga[Gruber 90], Cyc[Lenat 90] などのプロジェクト、国内では日本電子化辞書プロジェクト[横井]などが知られている。これらの研究は、常識的な概念の体系化を目指したものでありきわめて興味深いのが、本研究が対象とする3次元形状に関する概念の体系化やそれをグラフィクスに反映させるためのメカニズムについては明らかにされていない。

一方、シンボリックな記述によるグラフィクスの制御に関する技術については、Generalized Cylinders(GC)[Marr 81], Geons[Biederman 87], Object Schema(OS)[Lang 89]などが知られている。しかしながら、これらを本手法に直接導入するには、対象とする形状がきわめて特殊なものに限定されたり、形状概念と一意な対応がとり難いなどの問題がある。これらのことを考慮し本研究では、グラフィクスレベルの形状記述法として Pentland[Pentland 86] および堀越ら[Horikoshi 90]の超2次元関数に関する研究成果を利用する。

シンボリックな記述からグラフィクスへの翻訳メカニズムは、基本的に[安部 92c]の手法をベースとしており、本手法はこれに概念レベルからの翻訳のプロセスを含める方向に発展させたものである。

また本手法においては、メンタルイメージをモデルとして可視化するある意味での造形能力は、利用するオントロジー内部の形状表現の豊富さに依存するため、3次元形状に関して人間どうしの対話に現れる常識規模のオントロジーが必要であるという極論に容易に到達し得る。したがって、このような常識をひとつのオントロジーとして構築するよりは、むしろオントロジーをドメイン毎に個別化して、それぞれはドメインに閉じた知識のみを対象とした方が、オントロジーの構築や格納効率などの面で有利である。

さて、ドメインを個別化することによって効率的にオントロジーを構築・拡張することができても、それを利用する際に利用者が参照ドメインを意識的に選択しなければならないような状況では、利用者から見た表現はかえって制約を受けることになりかねない。そこで、個別化されたオントロジーを統合的に利用して、見掛け上ひとつの常識的なオントロジーとして利用できるようなメカニズムが必要となる。このようなメカニズムとして実現しなければならない機能は次の通りである。

1. 仮想物体の生成・編集過程において、利用者が用いた説明や仮想物体の形状などから、文脈の変化を検出する機能。
2. 変化した文脈に適切に追従し、常に的確なドメインを参照する機能。

文脈の検出については、自然言語処理などの分野では話題の同定などの問題として扱われることが多く、主に概念的なレベルの相関を用いた手法(たとえば[竹下92])が提案されている。しかしながら、本研究が対象とするような仮想物体の編集過程においては、言語による概念的な説明のみならず、グラフィクスレベルの操作(変形などの)によって文脈が変化する場合もあり、概念的なレベルのみによる文脈判定の方法が必ずしも適用できない。

そこで、本章では仮想物体の生成・編集過程において、文脈が変化する状況を整理し、それぞれの状況に応じてレベルの異なる文脈判定を行うドメイン遷移メカニズムを提案する。提案する手法では特に、変形操作などのような概念レベルの文脈判定を用いることができない場合に対して、一般的な形状の記述レベルにおける文脈判定とドメイン遷移を実現する。

6.2 2レベルオントロジーを用いた3次元形状編集法

人間どうしの対話において、ある形状に関するメンタルイメージを伝達しようとするとき、形状を表す一般的な表現(たとえば、“立方体”、“円筒”のように)を用いることはむしろ稀であり、形状をある特定の概念と結び付けて表現することが多い。たとえば、“だんじり”を思い描いている人が対話相手にこれを伝えようとするとき、つぎのような表現を用いたとする。

神輿のようなもので…担ぎ棒がなくて
…籠のところが高くて…それに、(例1)
牛車のような車輪がついてて…

このような例は、日常の会話の中では頻繁に現れるが、対象とする形状に関する直接的な表現が見いだせないために、対話相手と共有できると思われる幾つかのドメイン、ここでは“神輿”と“牛車”から形状をあらわす概念“神輿のようなもの”、“牛車の車輪”を例示して説明を行っている。また、この例の“だんじり”のように、対象ドメインに属する形状の概念が一般に知られていない場合には、この例のように別のドメインに属する概念を駆使してメンタルイメージを表現することが行われる。

このような説明に現れる、形状に関する概念はドメインに強く依存する。一方、“立方体”や“円柱”などのような直接的な形状の表現はドメインに依存しない一般的な形状表現である。そこで、本研究では形状に関する言語表現を翻訳するために用いる知識を2つのレベルに分割し、ドメイン依存の形状概念を概念レベルオントロジーとして体系化し、ドメイン非依存の形状記述を形状レベルオントロジーとして体系化する。

概念レベルオントロジーは、対象概念とそれを構成する部品の概念が木構造的に体系化されたものであり、構造上のリーフの位置には、もっともプリミティブな部品の概念が一般的な形状記述と対応されて記述されている。概念レベルオントロジーによって、形状に関する概念的な表現は一般的な形状の記述に翻訳される。

形状レベルオントロジーは、一般的な形状の記述をグラフィクスレベルに翻訳するための辞書として用いられる。本研究では、超2次元関数[Pentland 86, Horikoshi 90]とそのパラメータを用いて、3次元形状をパラメトリックに記述する手法を採用しており、基本形状は8種類のパラメータからなる8次元空間上の領域として記述している。形状レベルオントロジーは、一般的な形状の表現をパラメータ空間に対応させるための辞書として機能する。また、超2次元関数の各パラメータは、変形概念と対応させ易く、“もっと丸く”のような言語表現や、領域内の一点を“このくらい長く”などのような表現で手振りを用いて特定するなどの自然な編集操作を実現することができる。

図14に2レベルオントロジーを用いた形状概念の翻訳プロセスを示す。例題として、(例1)のような表現を翻訳してグラフィクスに反映させるプロセスを図14を用いて説明する。本

説明では、ドメイン遷移はインプリメントされていないものとし対象ドメインを“神輿”に限定する。したがって、“牛車のような車輪”のような表現は翻訳の対象としない。

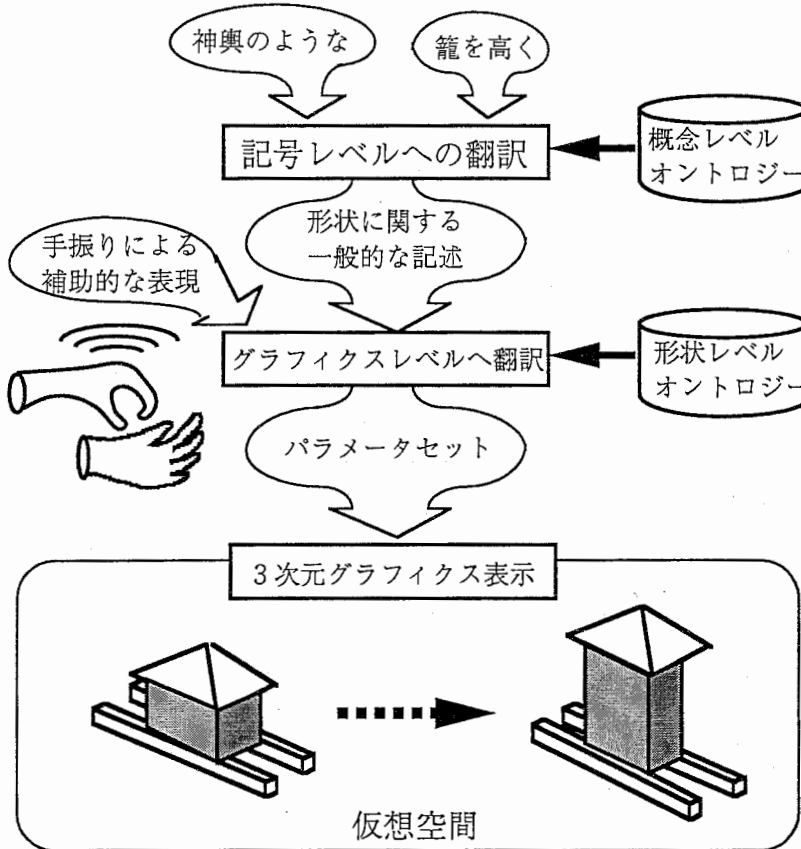


図 14: 2レベルオントロジーを用いた形状概念の翻訳プロセス

1. “神輿のような”の表現が入力されると、概念レベルオントロジーを利用して、神輿を構成する各部品の一般的な形状記述に翻訳する。
2. 各部品に関する一般的な形状記述を、形状レベルオントロジーを用いて超2次関数のパラメータの値の組に翻訳する。
3. 超2次関数にパラメータの値を代入して、各部品をグラフィクス表現に変換し、神輿を可視化する。
4. 続いて、“籠のところをもっと高く”の表現が入力されたとする。“高く”は、形状レベルオントロジーによってパラメータの値の更新と翻訳され、“籠”に相当する部品の超2次関数のパラメータを一部変更する。このプロセスでは、“このくらい高く”などのように、補助的な表現手段として手振りが用いられる場合があり、この場合には対象パラメータの値を手振りにしたがって直接制御する。

5. パラメータの変更をグラフィクスに反映させる.

以上のようなプロセスを繰り返すことにより、計算機環境と対話をしながらメンタルイメージを生成・編集することができる。また、本手法ではサイバークローブを用いてオブジェクトを直接操作するダイレクトマニピュレーションも実現されており、提示された部品の配置などに用いられる。

6.3 概念レベルオントロジー

概念レベルオントロジーは、形状を表現する際に言語表現として用いられる概念を体系化したものである。

概念レベルオントロジーの中では、ある物体を表す概念は、その物体を構成する複数の部品の概念を構造化したものとして表現され、さらに個別の部品概念はそれを構成する小部品の概念を構造化したものとして記述される。このように概念レベルオントロジーでは、ある対象物体に関して、複数の概念が木構造的に体系化されて記述される。

```
[house]--relations(has_parts)-->+---[walls]
|
|                                     |
|                                     +---[roof]
|
+-----exemplars-->([proto_house], [humble_house], [dome_house], [indian_house], ...)
[walls]--relations(part_of)-->[house]
|
+-----exemplars-->([proto_walls], [walls1], [walls2], ...)
|
+-----importances-->((< cylinder > 0.48), (< cube > 0.48), ...)
|
+-----reminders-->([house] 0.67)
[roof]---relations(part_of)-->[house]
|
+-----exemplars-->([proto_roof], [mosque_type_roof], [roof1], [roof2], ...)
|
+-----importances-->((< cone > 0.35), (< prism > 0.48),
|                                     (< square_base_pyramid > 0.40), ...)
|
+-----reminders-->([house] 0.70)
[proto_house]--features-->+---[proto_roof]
|
|                                     |
|                                     +---[proto_walls]
|
+-----typicality-->([house] 0.85)
[proto_roof]---features--> < prism >
[proto_walls]--features--> < cube >
[mosque_type_roof]---features--> < sphere >
    ここで、[concept] : 形状の概念.
    < shape > : 形状レベルへ引渡される一般的な形状記述.
```

図 15: 概念レベルオントロジーの構造 (部分)

概念レベルオントロジーの構造の一部を、ドメイン “[house]” を例にとって図 15 に示す。

図中において、“[concept]” は形状の概念を表し、“< shape >” は形状レベルへ引渡される一般的な形状記述である (“< shape >” については、次節で詳しく論ずる)。

構造“importances”に続く“(< shape > 0.48)”のような形状記述に付与された数値は、対応する形状記述が概念を表す典型性を表す数値であり、0.0 ~ 1.0のレンジを持つ。この値は、対象とする概念を表す形状として利用される頻度に応じて更新される。

構造“reminders”に続く“([concept] 0.70)”のような概念に付与された数値は、“[concept]”という概念によって上位概念が連想される度合いを表す数値で、0.0 ~ 1.0のレンジを持つ。この値については、現在のところ複数のドメインに関して横断的に且つ客観的に値を与える、あるいは更新する手法を実現していないため、オントロジー構築の際に主観的な値を直接与えている。

例題として、図15を用いて、次のような概念表現を形状レベルの記述に翻訳するプロセスを示す。

家を提示する…屋根をモスク風にする (例2)
…壁をもっと高くする…

利用者からの“家を提示する”という入力に対して、“[house]”の構造“exemplar”の中から典型的な“家”である “[proto_house]”を参照する。“[proto_house]”を一般的な形状記述のレベルまで辿ることによって、“< prism >”、“< cube >”によって表現されていることがわかる。したがってこれらの部品形状を、形状レベルオントロジーを経て可視化する。この時点で、利用者はダイレクトマニピュレーションによって部品を組み上げる。

次に、“屋根をモスク風にする”という入力に対して、“[mosque.type_roof]”を参照する。“[mosque.type_roof]”を一般的な形状記述のレベルまで辿ることによって、“< sphere >”の記述を得、屋根に相当するオブジェクトの記述を“< prism >”から“< sphere >”に更新した上で、形状レベルオントロジーを経て可視化する。

さらに、“壁をもっと高くする”という入力に対しては、“壁”に相当するオブジェクトに対して変形の記述“{tall}”を追加し、“< cube > & {tall}”とした上で可視化する。ここで、“{descriptor}”のような記述は形状記述子と呼んでいるもので、ここでは変形に関する一般的な記述として利用している。“{descriptor}”については、次節で詳しく論ずる。

6.4 形状レベルオントロジー

形状レベルオントロジーは、一般的な形状記述“< shape >”や形状記述子“{descriptor}”を、3次元形状に関するパラメトリックな記述とを対応付ける知識として構成される。

本手法では、3次元形状のパラメトリックな記述法として超2次関数を採用しており、次のように定義される。

$$\begin{cases} x = f(z) \cos^{\epsilon_1} \alpha (\cos^{\epsilon_2} \omega + a_4) \\ y = g(z) \sin^{\epsilon_1} \alpha (\cos^{\epsilon_2} \omega + a_4) \\ z = a_3 \sin^{\epsilon_2} \omega \end{cases}$$

$$f(z) = a_1 \left(1 - k_1 \frac{z}{a_3} \right)$$

$$g(z) = a_2 \left(1 - k_2 \frac{z}{a_3} \right)$$

ここでは：

- e_1 - 東西の丸さ・四角さを決定するパラメータ
 < 1.0 最も四角い状態
 = 1.0 最も丸い状態
 > 1.0 双曲線状態
- e_2 - 南北の丸さ・四角さを決定するパラメータ
 南北方向で e_1 と同じ
- k_1 - 南北で先細にする (taper)
- k_2 - 東西で先細にする (taper)
- a_1 - X 軸でのスケールパラメータ
- a_2 - Y 軸でのスケールパラメータ
- a_3 - Z 軸でのスケールパラメータ
- a_4 - トラスの中の直径 (> 1.0)

超2次関数には、

- 3次元形状を少ないパラメータで表現することができる、
- パラメータの調整により3次元形状を連続的に変化できる、
- 関与するパラメータセットを指定することにより変形の内容を反映させ易い、

などの特徴があり、このレベルの記述としては極めて強力である。

前節で述べたような形状に関する記号的な表現 (“< shape >” や “{descriptor}”) と、超2次関数によるパラメトリックな記述の間の対応関係は次のようにして実現する。

超2次関数の8つのパラメータによって張られる8次元パラメータ空間上において、表19のような領域を設定したうえで、それぞれの領域にインデックスを付与する。このようなインデックスを形状記述子と呼ぶ。

また、形状に関する一般的な語彙 “< shape >” と形状記述子の対応関係は次の表20の通りである。

これらの対応関係を用いて、形状に関する一般的な語彙 “< shape >” は形状記述子の組み合わせに翻訳される。したがって、“< shape >” のみでは表現できない形状については “< shape > & {descriptor}” のような記述が許され、表現形状のバリエーションを産み出すことができる。

形状レベルオントロジーにはこれら2つのテーブル、すなわち表19および表20が記述されており、形状記述 “< shape >” や “{descriptor}” による表現を超2次関数のパラメータ空間における量子化された領域に対応付けることができる。

たとえば、図15における “[mosque_type_roof]” は、

[mosque_type_roof]

→ < sphere >

→ {round_latitude} & {round_longitude} & {similar_scale_parameters}

表 19: 超2次関数のパラメータ空間における領域と形状記述子の対応関係

where $i, j, k = 1, 2, 3$; $\Delta_e = 0.3$; $\Delta_a = 1/30 \sum_{m=1}^3 a_m$

形状記述子	パラメータ空間における領域
{flat}	$a_i < \min(a_j, a_k)/3$; $i \neq j \neq k$
{holed(top-bottom)}	$a_4 > 1.0$
{long}	$ a_i - a_j < \Delta_a$; $\max(a_i, a_j) < a_k < \min(2a_i, 2a_j)$; $i \neq j \neq k$
{round_latitude}	$ e_2 - 1.0 < \Delta_e$
{round_longitude}	$ e_1 - 1.0 < \Delta_e$
{short}	$ a_i - a_j < \Delta_a$; $a_k < \min(a_i, a_j)$; $i \neq j \neq k$
{similar_scale_parameters}	$ e_2 - 1.0 < \Delta_e$; $i \neq j$
{squared_latitude}	$ e_2 < \Delta_e$
{squared_longitude}	$ e_1 < \Delta_e$
{tall}	$ a_i, a_j < \Delta_a$; $\max(a_1, a_2) < a_3 < \min(2a_1, 2a_2)$
{tapered_top}	$0 < k_2 \leq 1.0$ or $0 < k_1 \leq 1.0$
{very_long}	$ a_i - a_j < \Delta_a$; $a_i \geq 2a_k, i \neq j \neq k$; $i, j = 1, 2$
{very_tall}	$ a_i - a_j < \Delta_a$; $a_3 \geq \min(2a_1, 2a_2)$

表 20: 形状に関する一般的な語彙と形状記述子の対応関係

- : Condition holds true
- × : Condition holds false
- : Implicit false or non-applicable

形状記述子	基本形状語彙	Cone	Cube	Cylinder	Cylindrical Rod	Cylindrical Tube	Disk	Hoop	Ingot	Pyramid	Rectangular Rod	Rectangular Sheet	Rectangular Tube	Sphere	Prism
{flat}		—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	○	—	—	—
{holed(top-bottom)}		×	×	×	×	○	×	○	×	×	×	×	○	×	×
{long}		—	—	—	—	—	—	—	○	—	—	—	—	—	—
{round_latitude}		○	—	○	○	○	○	○	—	—	—	—	—	○	—
{round_longitude}		—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	○	—
{short}		—	—	—	—	—	○	○	—	—	—	—	—	—	—
{similar_scale_parameters}		—	○	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	○	—
{squared_latitude}		—	○	—	—	—	—	—	○	○	○	○	○	—	○
{squared_longitude}		○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	—	○
{tall}		○	—	○	—	—	—	—	—	○	—	—	—	—	○
{taperd_top}		○	×	×	×	×	×	×	×	○	×	×	×	×	×
{very_long}		—	—	—	—	—	—	—	—	—	○	—	—	—	—
{very_tall}		—	—	—	○	○	—	—	—	—	—	—	○	—	—

のように展開され、超2次元関数のパラメータ空間における領域に対応付けられる。

“< shape >” は、プリミティブな形状を表す語彙であり、利用者は概念的な表現だけでなく、このような表現を直接的に用いることもできる。

6.5 ドメイン遷移メカニズム

本節以降では、ドメイン遷移メカニズムの詳細について述べる。

本手法においては、本章の冒頭で述べたようにオントロジーはドメイン毎に個別化して構築する。ドメイン遷移メカニズムは、前節までに述べた手法を利用して3次元仮想物体を編集している状況において、利用者が用いた概念表現による説明や仮想物体の形状の変化から文脈の変化を検出し、その時点で参照すべきもっとも適切なドメイン(の形状概念)を計算機が自動的に判断するメカニズムである。このメカニズムによって、利用者は現時点で参照すべきドメインや、その物理的な格納位置を意識する必要がなくなり、見掛け上は多くのドメイン横断的な形状概念としての扱いができるようになる。

ドメインに依存するのは概念レベルの表現であり、形状レベルの表現は複数ドメインに共通して用いることができるため、遷移の対象となるのは概念レベルオントロジーである。

6.6 文脈変化の検出と適切なドメインの判定

本節では、仮想物体生成・編集過程において文脈が変化する状況と、それぞれの状況に応じたドメイン遷移のメカニズムを構築する。

文脈が変化し、ドメイン遷移を必要とする状況には次のようなものが考えられる。

1. (例1)の“牛車の車輪”のように現在参照しているドメインとは別のドメインが明示された場合。
2. 単に“車輪”と表現された場合のように、ドメインが明示されずにある概念表現が与えられ、且つ与えられた概念が現時点で参照しているドメインに存在しない場合。
3. 編集対象のオブジェクトに対して新たな部品が追加され、あるいは削除されたため、オブジェクト全体の対象ドメインが変わったとみなされる場合。
4. パラメトリックな表現レベルでオブジェクトの変形が行われ、対象オブジェクトが属するドメイン概念が別のドメインに変化したと判断される場合。

以下、それぞれの状況に応じたドメイン遷移メカニズムについて述べる。

6.6.1 ドメインが明示された場合の遷移

現在参照しているドメイン以外のドメイン名が明示的に与えられた場合には、明示的な文脈の変化と捉え、示されたドメインに遷移する。ただし、該当するドメインのオントロジーが存在しない場合には、ドメインが明示されなかった場合と同等に扱う。すなわち、オントロジーが存在する複数ドメインのなかで、与えられた概念が属するもっとも典型的と判断されるドメインに遷移させる(第6.6.2節参照)。

6.6.2 ドメインが明示されない概念による遷移

表現された概念が現在参照しているドメインに存在しない場合には、文脈が変化したものと判断し、次のような手続きによってドメインを遷移させる。

複数のドメインを次々と参照し、与えられた概念 “[concept]” をサーチする。“[concept]” が存在すれば、該当する概念の構造 “remindings” を参照し、“([domain-concept] value)” の値 “value” を調べる。次いで、もっとも大きな値 “value” を持つドメインに遷移させる。

このプロセスは、与えられた概念が属するもっとも典型的なドメインと判断されたドメインにおける概念を参照する過程を実現したものと捉えることができる。

一例として、“roof” という概念が与えられた場合について、図 15 のドメイン “[house]” 以外に、ドメイン “[car]” において次のような記述があるものとする。

```
[roof]---relations(part_of)--> [car]
|
+-----exemplars--> ([proto_roof], ...)
|
+-----importances--> ({ingot} 0.48),({cube} 0.35), ...)
|
+-----remindings--> ([car] 0.50)
[proto_roof]---features--> {ingot}
```

このとき、2つのドメイン (“[house]”, “[car]”) における “[roof]” の remindings の値 ([house] 0.70) と ([car] 0.50) を比較し、もっとも値の大きなドメイン “[house]” における “[roof]” を典型的な例として参照する。ただし、最大値を持つドメインが複数存在する場合には、利用者を選択を促すものとする。

6.6.3 部品の追加 / 削除によるドメイン遷移

第 6.2 節の (例 1) において、ドメイン “神輿” は説明の出発点として単に例示に用いられただけであるから、続く説明 “担ぎ棒がなくて” といったように、ある概念を追加 / 削除した結果、全く別の文脈に変化している可能性があり、別のドメインに遷移させる必要が生じる場合がある。このようなケースでは、一部の部品の追加 / 削除によってその他すべての部品の概念が変化している場合があり、前述の 2 つのケースのような概念レベルの部品の記述 “[part_concept]” によるドメインの判定は困難である。したがってこのようなケースでは、形状レベルの記述 “<part_shape>” を判定の材料とする。適切なドメインの判定は次のような定量的な基準を用いて行う。

現在対象としているオブジェクト “O” の部品に関して一般的な形状記述のレベルで見た集合を、

$$g_O = \{ \langle S_1^O \rangle, \langle S_2^O \rangle, \dots, \langle S_N^O \rangle \}$$

とする (“ $\langle S_i^O \rangle$ ” はオブジェクト “O” の i 番目の部品の形状記述)。また、あるドメイン “D” に属する部品に関する形状と典型性をあらわす値の集合を、

$$G_D = \{ (\langle S_1^D \rangle V_{S_1}^D), (\langle S_2^D \rangle V_{S_2}^D), \dots, (\langle S_M^D \rangle V_{S_M}^D) \}$$

とする (“ $V_{S_i}^D$ ” は、形状 “ $\langle S_i \rangle$ ” がドメイン “D” の部品であるための典型性を表す数値)。このとき、オブジェクト “O” がドメイン “D” に属する確信度 $P(O \in D)$ を次の式 (54) に

よって定義する.

$$P(O \in D) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N f_{OND}(\langle S_i^O \rangle) \quad (54)$$

ただし,

$$f_{OND}(\langle S_i^O \rangle) = \begin{cases} V_{S_i^O}^D & \text{when } \langle S_i^O \rangle \in G_D \\ 0 & \text{when } \langle S_i^O \rangle \notin G_D \end{cases}$$

部品の追加/削除が行われたタイミングで、複数ドメインにおいて式(54)を用いて確信度を計算し、もっとも高い P の値を算出したドメインに対象ドメインを遷移させる。

例題として、図15における“家”の典型例 “[proto_house]” にディスク (“< disk >”) を加えた場合を取り上げて、確信度 P の変化を示す。

図15において、“[proto_house]” を形状記述のレベルまで辿ることにより、

$$g_{[proto_house]} = \{ \langle prism \rangle, \langle cube \rangle \}$$

であることがわかる。また、“[house]” のすべての部品を形状レベルまで辿ることにより、次の集合を得る。

$$G_{[house]} = \{ (\langle cylinder \rangle 0.48), (\langle cube \rangle 0.48), \\ (\langle cone \rangle 0.35), (\langle prism \rangle 0.48), \\ (\langle square_base_pyramid \rangle 0.40) \dots \}$$

この時点での、確信度 $P([proto_house] \in [house])$ を式(54)によって計算すると、次のようになる。

$$P([proto_house] \in [house]) = \frac{1}{2} \cdot (0.48 + 0.48) = 0.48$$

これにディスク “< disk >” を追加したオブジェクトについて同様の計算を行うと、次のような結果を得る (ただし、< disk > $\notin G_{[house]}$ であるとする)。

$$g_{[object]} = \{ \langle prism \rangle, \langle cube \rangle, \langle disk \rangle \}$$

$$P([object] \in [house]) = \frac{1}{3} \cdot (0.48 + 0.48 + 0) = 0.32$$

この例では、ディスク “< disk >” の追加によって、“[object]” がドメイン “[house]” に属する確信度が減少していることがわかる。

このように、部品の追加/削除が行われたタイミングで、以上のようなプロセスを他の複数のドメインにおいて実行し、もっとも大きな値の確信度を算出したドメインへ遷移させる。

6.6.4 部品の変形によるドメイン遷移

ここでは、パラメトリックな表現レベルでオブジェクトの変形が行われ、文脈が変化したために、対象オブジェクトが属するドメイン概念が別のドメインに変化する場合について述べる。

このケースでも前節と同様、形状レベルの記述“< part_shape >”を判定の材料とする。

第6.4節において述べたように一般的な形状の記述“< shape >”は、形状レベルオントロジーによって、超2次関数の8次元のパラメータ空間における領域に対応付けられている。これらのパラメータの更新によって、部品オブジェクトの形状記述“< part_shape >”が存在する領域が変化し、やがて別の形状記述“< new_part_shape >”の領域に入ったものとする。このケースは、対象オブジェクトの形状記述集合 $g_{[object]}$ から“< part_shape >”を削除し、さらに“< new_part_shape >”を追加した場合と同様に扱うことができ、前節の確信度 $P([object] \in [Domain])$ によるドメイン判定の手続きを経てドメインを遷移させる。

6.7 実験

以上述べてきた手法を CommonLisp 環境において実験システムとしてインプリメントした。本節では、実験システムを用いた幾つかの検証例を示す。

尚、第6.6.1節および第6.6.2節のケースの実験結果については自明と思われるので、本節では第6.6.3節と第6.6.4節のケースを例題として用いて実験の結果を示す。

6.7.1 実験システム概要

本節では、構築した実験システムについて主にインタフェースに焦点を当てて概説する。

図16は本実験システムのマンマシンインタフェースである。画面中央は作業空間で、利用者はこの部分を利用してメンタルイメージの構築を行う。利用者はサイバークローブを装着し、作業空間および部品提示空間(後述)におけるダイレクトマニピュレーション(オブジェクトを掴む、移動するなど)を実現できる。

画面左下は、人間が用いる概念レベルの言語表現に対するインタフェースである。(例1)に示したような“神輿”、“担ぎ棒”、“高く”、“牛車の車輪”などの表現はこのインタフェースを介して入力する。また、利用者に対するマシン側のリアクションとして、複数ドメインにおいて確信度 $P(object \in Domain)$ を計算した結果をこのインタフェースに提示する。尚、本実験のために4つのドメイン“[house](家)”, “[mikoshi](神輿)”, “[yatai](屋台)”, “[joyosha](乗用車)”における概念レベルオントロジーを用意した(それらの一部を表21に示す)。それぞれのドメインにおける確信度はテーブルとして一括して提示するようにした。

中央下は、超2次関数のパラメータをダイレクトに制御するインタフェースである。言語的な表現による変形以外に、このインタフェースを利用したパラメータ空間における連続的な変形ができる。8つのバーは各々超2関数の8つのパラメータに対応し、指定した部品の形状の微調整などに利用できる。

画面右側は、部品提示空間である。システムは、確信度 P に基づき、現在参照しているドメイン以外に適切なドメインを見つけると、利用者に問い合わせたうえでドメイン遷移を実行する。遷移したドメインにおける部品とその概念を、部品提示空間に表示する。利用者はサイバークローブを用いたダイレクトマニピュレーションによって、部品を作業空間に取り込むことが可能で、この空間によりメンタルイメージの構築過程で利用者が必要とする部品(と概念)が常に供給される。

6.7.2 部品の追加によるドメイン遷移実験

現在対象としている“家”の概念に対して、“ロッド”を追加した場合について、対象ドメインを“[house]”から“[mikoshi]”に遷移させる実験の結果を示す。

表 21: 実験に用いた4つのドメインにおける概念レベルオントロジー (部分)

```

-----[house]-----
(term :name      [house]
      :relations ((has part [walls]) (has part [roof]))
      :exemplars ([prism_roof_house] [pyramid_roof_house]
                  [cone_roof_house]))

(term :name      [roof]
      :relations (part of [house])
      :importances ((<prism> 0.95) (<pyramid> 0.05) (<cone> 0.56))

(term :name      [prism_roof_house]
      :features  ([prism_roof] [cubic_walls])
      :typicality ([house] 0.85))

(term :name      [prism_roof]
      :features  <prism>
      .....

-----[mikoshi]-----
(term :name      [mikoshi]
      :relations ((has part [kamisori]) (has part [katsugibo])
                  (has part [tachidai]) (has part [yane]) (has part [kago]))
      :exemplars ([pyra_rec_rod_mikoshi] [pris_cyl_rod_mikoshi]
                  [pris_rec_rod_mikoshi]))

(term :name      [katsugibo]
      :relations (part of [mikoshi])
      :importances ((<cylindrical_rod> 0.70) (<rectangular_rod> 1.36)))

(term :name      [pyra_rec_rod_mikoshi]
      :features  ([pyramid_roof] [rec_rod_katugibo] [sheet_kamisori]
                  [cubic_kago])
      :typicality ([mikoshi] 0.75))

(term :name      [rec_rod_katugibo]
      :features  <rectangular_rod>
      .....

-----[yatai]-----
(term :name      [yatai]
      :relations ((has part [jodan-no-ma]) (has part [gedan-no-ma])
                  (has part [roof])) (has part [wheel])
      :exemplars ([danjiri]))

(term :name      [roof]
      :relations (part of [yatai])
      :importances ((<ingot> 0.56) (<prism> 0.34))

(term :name      [danjiri]
      :features  ([prism_roof] [cubic_jodan] [cubic_gedan] [disk_wheel])
      :typicality ([yatai] 0.85))

(term :name      [disk_wheel]
      :features  <disk>
      .....

-----[joyosha]-----
(term :name      [joyosha]
      :relations ((has part [roof]) (has part [chassis]) (has part [tyre]))
      :exemplars ([my_car] [coupe] [sedan]))

(term :name      [roof]
      :relations (part of [joyosha])
      :importances ((<ingot> 0.34) (<cube> 0.40)))

(term :name      [coupe]
      :features  ([ingot_roof] [cubic_chassis] [disk_tyre])
      :typicality ([joyosha] 0.65))

(term :name      [ingot_roof]
      :features  <ingot>
      .....

```


まず、“家 ([house]) を提示” という指示に対して、システムは家の典型例である “[proto_house]” を提示した (図 16)。

各ドメインにおける、形状と典型性を表す値の集合は次の通りである。

$$G_{[house]} = \{(\langle cube \rangle 0.25), (\langle prism \rangle 0.95), (\langle pyramid \rangle 0.05), (\langle cylinder \rangle 0.56), (\langle cylindrical_rod \rangle 0.60), (\langle cone \rangle 0.56), (\langle rectangular_rod \rangle 0.60)\}$$

$$G_{[mikoshi]} = \{(\langle cylindrical_rod \rangle 0.70), (\langle pyramid \rangle 0.34), (\langle prism \rangle 0.34), (\langle rectangular_sheet \rangle 0.56), (\langle cube \rangle 0.34), (\langle rectangular_rod \rangle 1.36)\}$$

$$G_{[yatai]} = \{(\langle ingot \rangle 0.56), (\langle disk \rangle 0.56), (\langle rectangular_sheet \rangle 0.56), (\langle cube \rangle 0.34), (\langle prism \rangle 0.34), (\langle rectangular_rod \rangle 0.34)\}$$

$$G_{[joyosha]} = \{(\langle disk \rangle 0.42), (\langle ingot \rangle 0.34), (\langle cube \rangle 0.40), (\langle prism \rangle 0.04), (\langle rectangular_rod \rangle 0.19)\}$$

この状態でのオブジェクトの部品形状集合は、

$$g_{[object]} = g_{[proto_house]} = \{\langle cube \rangle, \langle prism \rangle\}$$

であるので、確信度はそれぞれのドメインに対して次のように計算される。

$$P([object] \in [house]) = 0.60$$

$$P([object] \in [mikoshi]) = 0.34$$

$$P([object] \in [yatai]) = 0.34$$

$$P([object] \in [joyosha]) = 0.22$$

次に、“角棒を追加” という指示に対して、システムはロッド “< rectangular_rod >” を追加した (図 17)。

この操作によって、オブジェクトの部品形状集合は、

$$g_{[object]} = \{\langle cube \rangle, \langle prism \rangle, \langle rectangular_rod \rangle\}$$

となり、確信度はそれぞれ、

$$P([object] \in [house]) = 0.60$$

$$P([object] \in [mikoshi]) = 0.68$$

$$P([object] \in [yatai]) = 0.34$$

$$P([object] \in [joyosha]) = 0.21$$

へと変化し、これによって対象ドメインが “[house]” から “[mikoshi]” に遷移した。

このドメイン遷移にしたがって、右側に与えられる部品の構成や概念が変化していることがわかる。

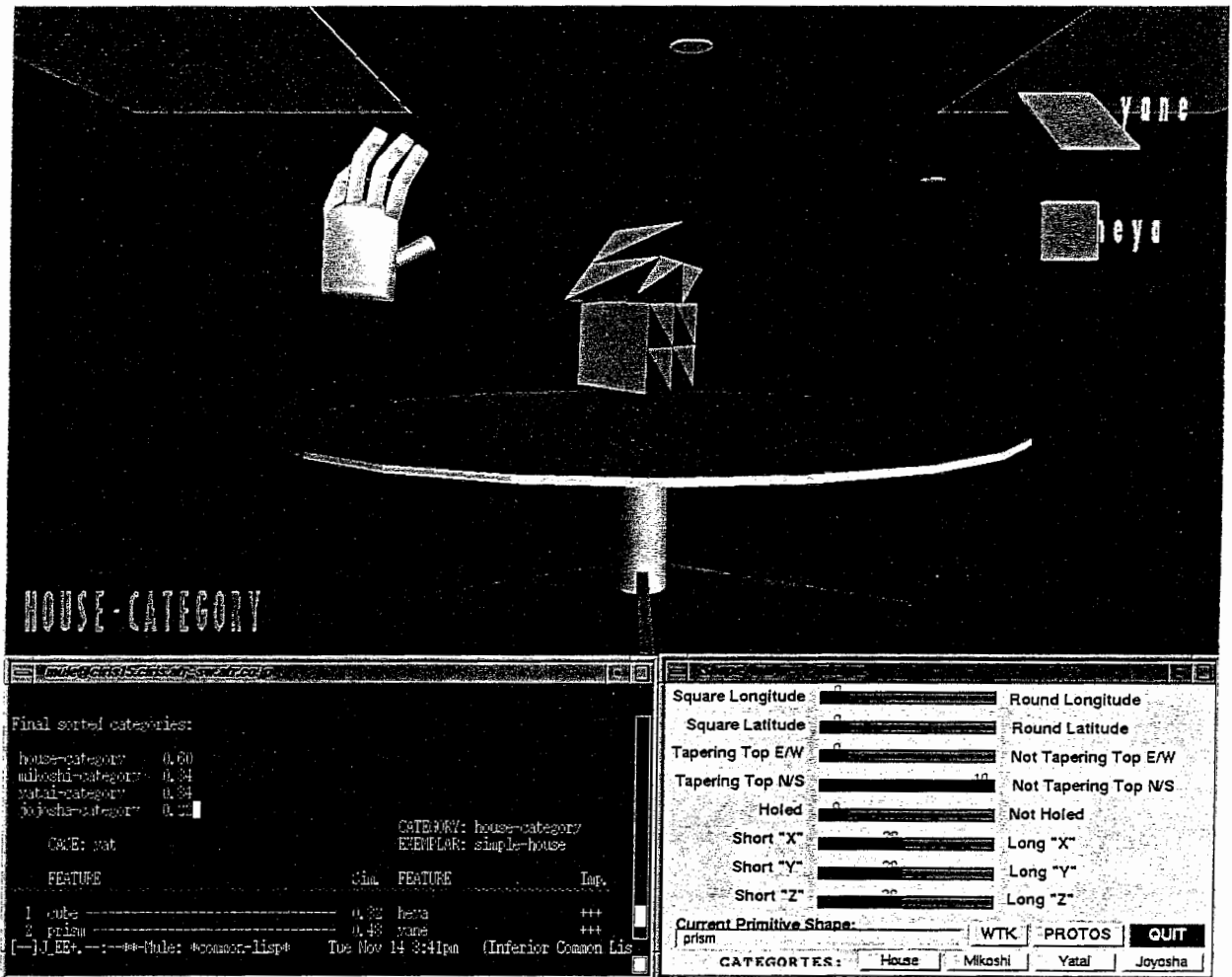


図 16: 対象オブジェクトの概念が "[house]" であると判断されている状態

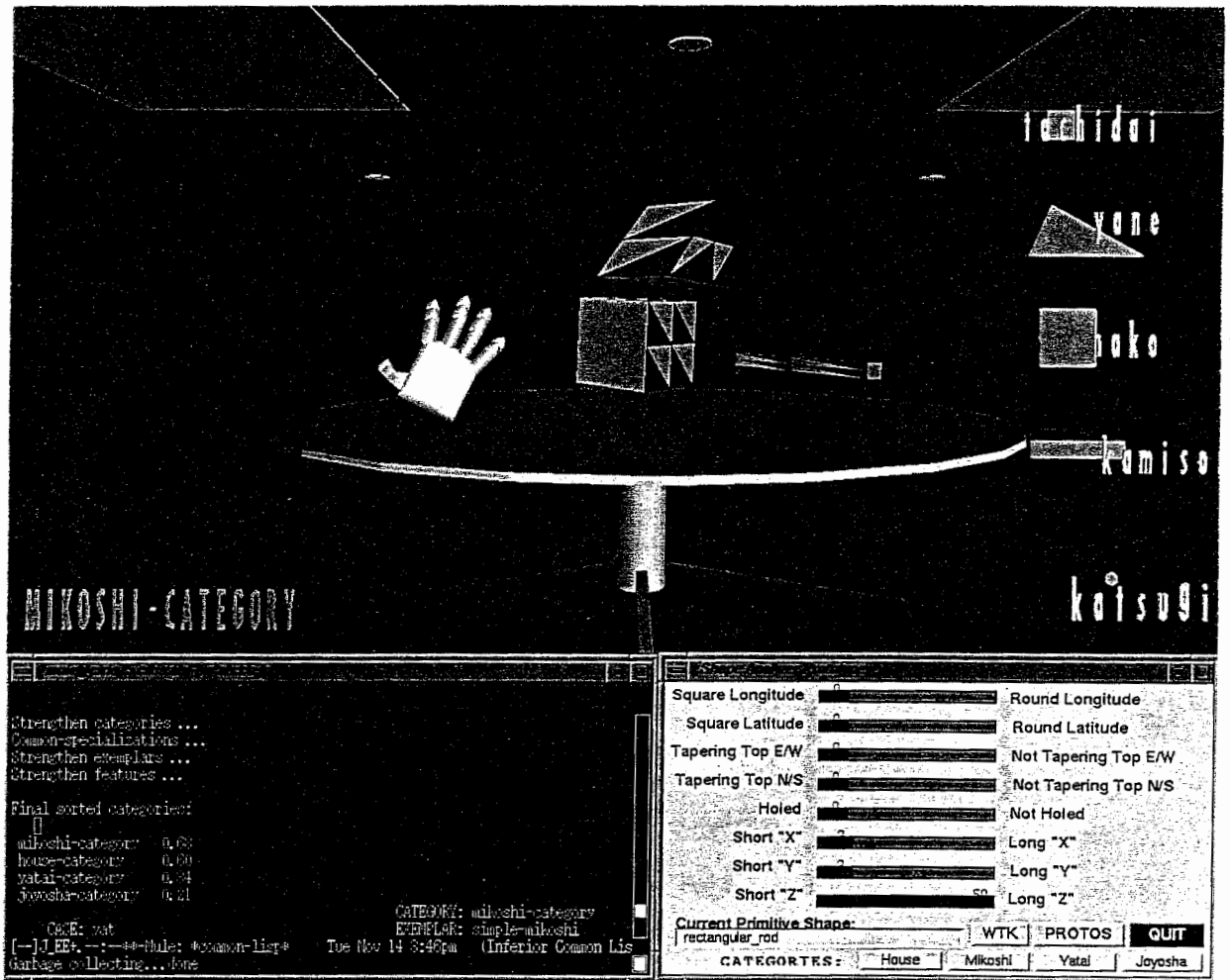


図 17: ロッド “< rectangular_rod >” の追加によって、対象ドメインが “[mikoshi]” に遷移した直後の状態

6.7.3 部品の変形によるドメイン遷移実験

ここでは、対象オブジェクトがドメイン “[mikoshi]” に属している状態から、ロッドを徐々にディスク変形して屋台に遷移させる実験の結果を示す。

図18は変形操作の起点となる状態で、対象オブジェクトはドメイン “[mikoshi]” に属している。この状態での確信度はそれぞれ

$$\begin{aligned} P([\text{object}] \in [\text{house}]) &= 0.30 \\ P([\text{object}] \in [\text{mikoshi}]) &= 0.68 \\ P([\text{object}] \in [\text{yatai}]) &= 0.23 \\ P([\text{object}] \in [\text{joyosha}]) &= 0.20 \end{aligned}$$

である。

まず、変形対象部品を指定する。サイバークロップで部品に触れることによって、部品の指定が行える。また、神輿の部品概念である“担ぎ棒”という概念表現を利用でき、あるいは形状記述 “<rectangular_rod>” をダイレクトに指定しても良い。

“担ぎ棒を丸める”という指示により、あるいは超2次関数のパラメータを調整してロッドの断面を変形させ、次のような一般的な形状記述レベルでの遷移(パラメータ空間における領域の遷移)を実現する。

$$\text{“<rectangular_rod>”} \implies \text{“<cylindrical_rod>”}$$

この変形の直後の状態を図19に示す。

この状態での確信度はそれぞれ

$$\begin{aligned} P([\text{object}] \in [\text{house}]) &= 0.30 \\ P([\text{object}] \in [\text{mikoshi}]) &= 0.46 \\ P([\text{object}] \in [\text{yatai}]) &= 0.11 \\ P([\text{object}] \in [\text{joyosha}]) &= 0.13 \end{aligned}$$

である。

この時点では、それぞれの確信度の値に多少の変化はあるものの、最大値を持つドメインは変形の前と同じであるから、文脈の変化はなく、ドメイン遷移の必要はないものと判断される。

次に前述と同様の手続きを経てロッドの長さを短縮し、さらに断面のスケールアップを行った。この変形操作によって、次のような一般的な形状記述レベルでの領域遷移がおこなわれる。

$$\text{“<cylindrical_rod>”} \implies \text{“<disk>”}$$

この変形の直後の状態を図20に示す。この状態での確信度はそれぞれ

$$\begin{aligned} P([\text{object}] \in [\text{house}]) &= 0.10 \\ P([\text{object}] \in [\text{mikoshi}]) &= 0.23 \\ P([\text{object}] \in [\text{yatai}]) &= 0.30 \\ P([\text{object}] \in [\text{joyosha}]) &= 0.27 \end{aligned}$$

となり、対象ドメインは “[mikoshi]” から “[yatai]” に遷移した。

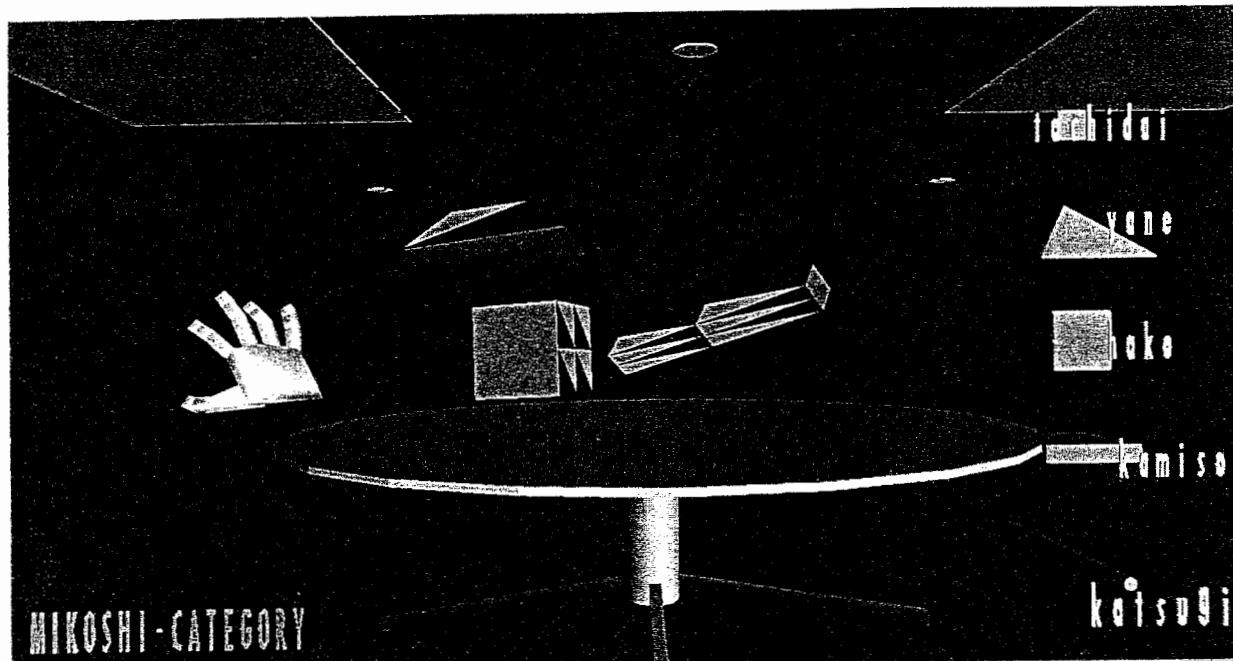


図 18: 変形操作の起点となる状態: 対象オブジェクトはドメイン “[mikoshi]” に属している。

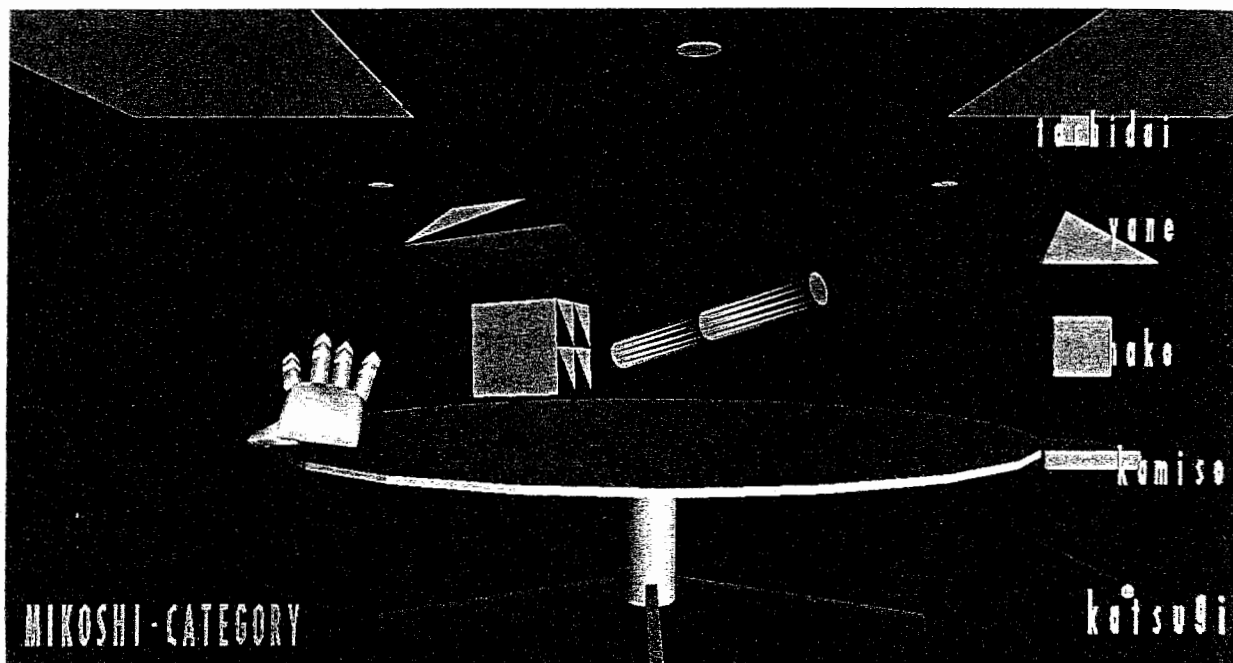


図 19: ロッド断面の変形によって “< rectangular_rod >” から “< cylindrical_rod >” に変化させた直後の状態

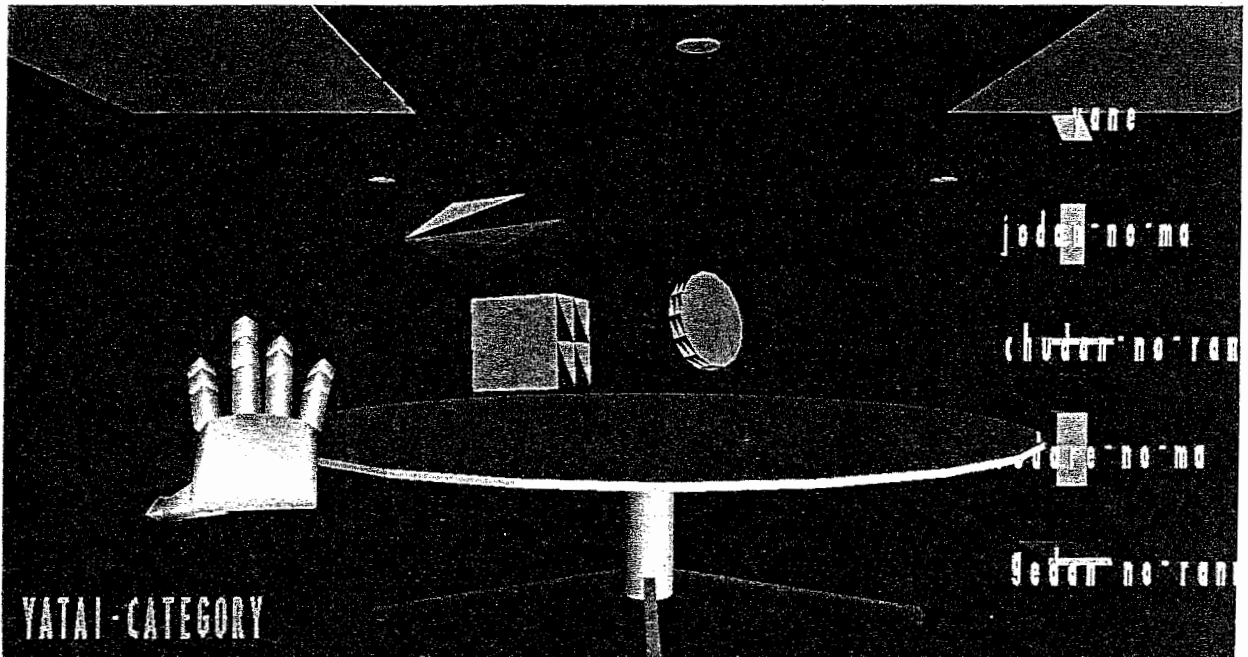


図 20: ロッドの長さの変更によって“< cylindrical.rod >”から“< disk >”に変化させた直後の状態

6.8 むすび

人間がメンタルイメージを他人に伝達するために用いる言語による概念表現をグラフィクスレベルにまで翻訳するために、3次元形状に関する概念構造を体系化した概念レベルオントロジーと、形状に関する一般的な表現をパラメトリックな表現に翻訳する辞書である形状レベルオントロジーという2種類の知識を用い、人間が頭の中で思い描いたメンタルイメージを、グラフィクスとして表現される共有仮想空間(3D Virtual Space)において可視化する手法を提案した。

本章で提案した手法は、第2章で挙げた言語的なレベルの意図表現と認識レベルに属するグラフィクス表現を結ぶ架け橋を、2段階の知識によって実現したものである。ただし、本手法のような知識をベースとするアプローチでは、2つの表現を結ぶ架け橋としての有効性は知識内部の表現力に委ねられるため、知識の獲得や拡張が容易に行える枠組みとしておかなければならない。そのため本章では、オントロジーのドメイン個別化を可能とするメカニズムであるドメイン遷移メカニズムを実現した。これによって、ドメイン毎に個別化して構築されたオントロジーを、統合的に利用してひとつの常識的なオントロジーとして扱うことが可能となった。

第7章 総論

7.1 本論文のまとめ

本論文では、商品企画などのように物理的な対象が最終的な生産物となるような創造的な活動を、計算機によって作り出される共有仮想空間を利用して効果的に支援する環境を実現するための、要素技術に関する提案を行った。

本論文ではまず、物理的な対象が最終的な生産物となるような創造活動のプロセスを幾つかの副プロセスに分割し、それぞれの副プロセスを効果的に支援する枠組みと要素技術を明らかにした。

本論文では、創造的な活動の支援のための要素技術として特に、人間寄りの記号表現と計算機で処理可能なレベルの記述の間の橋掛けを行うための技術をもっとも重要な課題として設定し、2つの要素技術に関する提案を行った。

その第一は、対象とする様々な社会現象や物理現象をひとつの系とみなした上で、対象系に関して観測された挙動を満たす因果的な構造を見出す問題、すなわちシステム同定問題に対し、定性推論をベースとする定性的なシステム同定の手法である。この手法によって、複雑な現象をひとつの数理モデルとして記号表現することが可能となり、人間が用いる言語的な表現と対応付けができるようになる。したがって、商品企画などにおける状況分析の過程において、社会的な現象と言語的なコンセプトとの因果関係を推定することが可能となり、さまざまな予測のための支援技術として貢献できる。

本論文によって提案された定性的システム同定法の最大の特徴は、定量的な演算が変量の値に関してある意味で厳密な演算過程であるのに対して、定性推論における演算は、基本的には境界標と区間に量子化された値に関するある種の区間演算であり、変量の値の不確定さを許容し得るということである。したがってこの提案によって、対象系の挙動に関して定量的で厳密な記述が得られず、定量的なモデル推定法や統計的な手法を用いることができない場合についても、可能な因果構造を同定することができるようになった。

続く第二の課題は、人間が頭の中で思い描いたメンタルイメージを、共有仮想空間におけるグラフィクスとして可視化する手法である。ここでは、人間どうしの対話においてメンタルイメージを交換する過程で用いられる言語による概念表現と、補助的な表現手段である手振り表現とをグラフィクスによる表現レベルに対応付けることが最大の課題であった。このような課題に対し本研究では、3次元形状に関する概念を体系化した知識である2レベルオントロジーを用いて2つの表現に対応させる手法を提案した。

また、このような目的で用いられるオントロジーを効率的に構築・拡張するためには、オントロジーをドメイン毎に個別化して構築する必要性を明らかにし、個別化されたオントロジーを利用する際に統合的に利用して、見掛け上ひとつの常識的なオントロジーとして利用可能となるメカニズム、すなわちドメイン遷移メカニズムの提案を行った。

これらの提案によって、創造的な活動におけるアイデアを、造形の専門家などの介在せずに仮想空間におけるモデルとして表現することができるようになり、アイデアの可視化プロセスは極めて効率化される。

本論文では、以上のような研究成果を以下の7つの章で述べた。

まず、第1章では背景にある様々な問題について述べ、本論文のアプローチについて述べた。

第2章では、芸術活動や商品企画などのような物理的な対象物が最終的な生産物となるような創造活動を取り上げ、個別のプロセスからなる全体的な活動のモデルを提案した。さらにそれら各々のプロセスを計算機環境を利用して支援するための要素技術を明らかにした。

第3章, 第4章, 第5章は対象系の時間的な変動に関する記述から人間寄りの記号表現として方程式による表現を獲得する手法に関する提案である。

第3章では, 実時間因果を含まない系, すなわちある変数の変化による因果が時間遅れなく他の変数に伝播するような系を対象とするシステム同定法を提案した。ここでは, 対象系を複数入力とひとつの出力を持つブラックボックスと見なし, 入出力の増減関係に関する定性的な記述を観測事例として与えることにより, ブラックボックス内部の因果構造を定式化する手法を提案した。

第4章と第5章では, 実時間因果を含む系, すなわち力学系を対象としたシステム同定法を提案した。

第4章では, 対象系を特徴づける複数変数に関する時系列データが観測事例として与えられた場合について, 変数間の時間相関を推定することにより, 対象系が満たすべき定性的な状態を推定する手法を提案した。

第5章では, 第4章で推定された定性的状態から, 複数変数とそれらの導関数の間に成立する制約規則を見い出して定式化する手法を提案した。

第6章では, グラフィクスにより提示される仮想空間において, メンタルイメージを可視化する手法について提案を行なった。ここでは, もっとも人間寄りの表現である言語表現と補助的な表現手段として用いられる手振りによる表現を解釈し, 最終的にはグラフィクスコマンドのレベルへ翻訳する手法として, 2レベルオントロジーを用いたメカニズムを提案した。また, ドメイン毎に個別化して構築されたオントロジーを統合的に利用して, ひとつの常識的なオントロジーとしての扱いが可能となるドメイン遷移メカニズムを提案した。

以下, 第7.2節では本手法の限界ならびに拡張性について言及する。また, 第7.3節では, 関連研究との比較を行なう。第7.4節では, 応用分野について述べ, 第7.5節では今後の研究課題について述べる。

7.2 議論

7.2.1 定性的な状態推定法における連続性の仮定

定性的システム同定における定性的な状態推定法のもとになる関係式として第4章で導いた不連続変化の禁止則, 瞬間/時区間判別則, 定性的積分規則は, すべて変数の連続的な変化を前提として導かれたものである。したがって, 本手法は不連続に変化する変数を含む系を対象とすることはできない。

定性的な挙動解析に関しては, 系の不連続な挙動を扱う手法 [西田 87a] も提案されている。

しかしながら, 本手法のように観測された時系列データから時間相関を推定する手法では, 不連続変化を考慮すると, 推定される時間相関が有限の可能性を持つことがないため, たとえばステップ関数やデルタ関数など特定の関数系が予め与えられない限りは実時間因果を含む因果構造を同定することは難しい。

7.2.2 実時間因果の及ぶ範囲

定性的積分規則によれば, ある変数 $[Q_1]$ の変化が別の変数の変化傾向 ∂Q_2 に直接影響を与えるとき, $[Q_1]$ から $[Q_2]$ へ因果が伝播するためには1時間量子 (定性的に量子化された時間軸上の単位時間) の経過が必要である。このような因果は実時間因果と呼ばれている [淵 89]。

実時間因果が及ぶ範囲が τ となるような因果を考慮すると, たとえば変数 $[Q_1]$ の変化が $\partial^r Q_2$ に直接作用する因果構造を持つ系においては, $[Q_1]$ から $[Q_2]$ への因果伝播は,

因果の起点		因果の到達点	経過時間量子
$[Q_1]$	→	$\partial^\tau Q_2$	0
$\partial^\tau Q_2$	→	$\partial^{\tau-1} Q_2$	1
$\partial^{\tau-1} Q_2$	→	$\partial^{\tau-2} Q_2$	1
	
$\partial^2 Q_2$	→	∂Q_2	1
∂Q_2	→	$[Q_2]$	1

のような経緯を辿る。このように、実時間因果が及ぶ範囲(時間的範囲)は、推定される常微分方程式の微分階数と密接な関係があり、実時間因果が τ 時間量子以内であれば求めるモデルは τ 階常微分方程式となる。

本手法における状態推定は、変量 $[Q_i]$ の時系列 $[Q_i(t)]$ からそれらの時間相関 $\partial Q_i(t)$ を推定する手法であり、これらに基づいた制約規則推定では、観測された変量 $[Q_i]$ に関する1階常微分方程式が求められる。すなわち、実時間因果の及ぶ範囲は1時間量子以内であることが前提となっている。

本手法を比較的単純な拡張によって、2時間量子以上の実時間因果を考慮したものに拡張することができる。このとき推定すべき定性的な状態は、

$$(\{\partial^n Q_i\}), \quad (n = 0, 1, \dots, i = 1, 2, \dots)$$

とする必要がある。このような状態を推定するためには、推定された $\partial^n Q_i$ の時系列から $\partial^{n+1} Q_i$ を順次推定してゆく必要がある。

一例として、第4章(4.6.3)表13で用いた例題を用いて、対象系が同じで $[x_1]$ の時系列のみが観測された場合について、 $[x_1]$ に関する2階常微分方程式が推定される過程を以下に示す。

まず、第4章(4.6.3)表13より、観測された $[x_1]$ の時系列を、

$$\begin{array}{c} [x_1] \\ \hline [-] \\ [0] \\ [+] \\ [0] \\ [-] \\ [0] \\ [0] \end{array}$$

とする。

観測された $[x_1]$ の時系列から、第4章の手法に従って ∂x_1 を推定すると、

$[x_1]$	∂x_1
[0]	[0+]
[+]	[+]
[+]	[0]
[+]	[-]
[0]	[-0]
[-]	[-]
[-]	[0]
[-]	[+]
[0]	[0]

となる.

さらに, 第4章の手法に従って $\partial^2 x_1$ を推定すると,

$[x_1]$	∂x_1	$\partial^2 x_1$
[+]	[+]	[+0-]
[+]	[+]	[-0]
[+]	[+]	[-]
[+]	[0]	[-0]
[+]	[-]	[-]
[+]	[-]	[-0]
[+]	[-]	[+0-]
[0]	[-0]	[+0-]
[-]	[-]	[+0-]
[-]	[-]	[0+]
[-]	[-]	[+]
[-]	[0]	[0+]
[-]	[+]	[+]
[-]	[+]	[0]
[-]	[+]	[-]

となる.

このようにして推定された, 2時間量子に及ぶ実時間因果を考慮した定性的状態,

$$([x_1], \partial x_1, \partial^2 x_1)$$

表 22: 2 階常微分方程式によるモデル

$$([Constant] = [+])$$

モデル No.	モデル	Entropy reduction
No.1	$[0] \subseteq [x_1] + \partial x_1 + \partial^2 x_1 + [Constant]$	0.282
No.2	$[0] \subseteq [x_1] + \partial x_1 + \partial^2 x_1$	0.661
No.3	$[0] \subseteq [x_1] + \partial x_1 + \partial^2 x_1 - [Constant]$	0.282
No.4	$[0] \subseteq [x_1] + \partial^2 x_1 + [Constant]$	0.282
No.5	$[0] \subseteq [x_1] - \partial x_1 + \partial^2 x_1 + [Constant]$	0.099

から, 第5章の手法により制約規則を列挙すると, 表 22 のような 5 種類のモデルが得られる ($order = 1$). さらに, それぞれのモデルについて Entropy Reduction を計算したものを表中に記した.

表 22 によれば, Entropy reduction のもっとも高い値を持つモデルは No.2,

$$[0] \subseteq [x_1] + \partial x_1 + \partial^2 x_1$$

となる. このモデルは, 第5章 (5.5.3) 表 16 の Model No.1, No.2, No.4 と等価なモデルであることがわかる.

7.2.3 定性的多項式の表現能力について

本手法では, 第5章における制約規則推定的手法として定性的な多項式を利用した. 定性的な多項式は, 複数の定性値の間の関係を求める手段を係数列の探索に置き換えることができ, 扱いも比較的容易ではあるが, 関数系の表現能力には限界がある.

残念ながら現状では, 多項式表現で記述できない現象については, 予め関数系が既知の場合以外は, 対処不可能である.

しかし, 非線形系を対象とした定量的なシステム同定的手法の中でも比較的強力な手法と考えられる GMDH[Ivakhnenko 71] や STROGANOFF[伊庭 93] も基本的な関数系として多項式による表現を採用しており, そのような意味では多項式表現は実績があると解釈される.

7.2.4 メンタルイメージ可視化技術におけるドメイン遷移後の対象語彙の変化について

第6章で示した実験システムを一般の人を対象として展示し, デモンストレーションを行った. 本節では, デモにおける利用者からの幾つかの重要な指摘に基づいて考察を行う.

実験システムにおいて, 現状ではドメインの遷移が起こると, 対象オブジェクトを構成する部品の概念が変化し, それにしたがってある部品を指し示すために遷移前に用いていた概念表現が利用できなくなり, 普段の人間どうしの対話に比較して不自然な場合がある, との指摘があった.

直感的には, いちど利用されたドメインの概念レベルオントロジーを何らかの形で保存したうえで, 複数ドメインにおける参照関係を維持する手法が考えれるが, これは極論すれば

ドメイン個別に構築されたオントロジーを常識規模に再構築しなおすことと等価な作業であり、現実の問題として格納効率などの面でドメイン個別化の意義が失われる。

むしろ、利用者による仮想物体構築の過程は、利用者独自の新たなドメイン “[my_domain]” の構築過程であると捉え、対象オブジェクトを構成する部品に対して利用者が用いた概念表現と部品形状記述を “[my_domain]” に次々と登録しておくほうが的確であるように思われる。

“[my_domain]” は、利用者が対象としているオブジェクトであるたったひとつの典型例のみによって構成されるため、次のような比較的単純な処理によって構築することができる。すなわち、利用者が対象としているオブジェクトを構成する部品形状とそれらに対して利用者が用いた概念表現を対応させて、次々と記録してゆけば良い。また、利用する際には、“[my_domain]” は遷移先のドメインオントロジーと常にペアで用いられるようにすれば良い。

7.2.5 メンタルイメージ可視化技術における仮想物体の空間的な配置関係について

現状の実験システムでは、複数部品の空間的な配置関係をオントロジーとして扱っていないために、個別の部品を提示するにとどまっている。対象ドメインにおけるドメイン概念の完成イメージ(部品を組上げた姿)は、現在のところグラフィクスレベルのデータとして登録したものを表示しており、変形操作の対象とならない。

空間的な配置関係は形状レベルオントロジーに一般的な記述語彙とともに体系化するのが適当であると思われる。これは、超2次元関数の8次元空間を量子化したのと同様のアプローチで、3次元空間を量子化したうえで、それぞれの3次元領域に語彙を割り当てることによって構築できると考えられる。

空間と記号表現との対応関係に関する研究としては[望月 91]があり、3次元的な方向とそれに関する記号表現(たとえば“斜め前”、“左後ろ”など)の間の対応付けがおこなわれている。しかしながら、部品の配置関係は3次元的な方向のみで表現することは困難で、部品の姿勢が関係したり、また利用者の視点なども考慮しなければならない可能性などもあり、オントロジーに記述する客観的な表現を体系化するのはきわめて難しい。

本手法においては、部品の配置はサイバースペースによるダイレクトマニピュレーションにより実現し、配置された結果はグラフィクスレベルのデータとして記録するようにしている。

7.3 関連研究

7.3.1 定性的システム同定法と相肖像解析との関わりについて

力学系を記述する常微分方程式は、系を特徴づける N 個の変量を、

$$x_i(t) \quad (i = 1, \dots, N)$$

とすると、

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}), \quad \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$$

のように書くことができる。ここで、 f は定数項を含む写像であるとする。このようなことから、力学系の時間軸上での挙動は \mathbf{x} によって張られる N 次元の位相空間における軌跡(phase trajectory)として表現することができる。位相空間は常微分方程式の様々な初期

値を通る軌跡の集合で埋め尽くされ(ベクトル場),これは相図あるいは相肖像(phase portrait)と呼ばれている。

力学系の挙動を特徴づけるこのような相肖像を幾何学的に解析し,定性的な解釈を与える方法は相肖像解析と呼ばれ[西田 91,Sacks 90, 西田 93b, Nishida 93c, Lee 89, Lee 93]が代表的な研究である。力学系の挙動に関する理解や予測は相肖像の解釈と一意な関係にあるため,これらの研究は極めて興味深い。

常微分方程式の幾つかの初期値に対する複数の軌跡が観測されたとき,各々の軌跡に関する局所的な解釈を積み上げても,相肖像(ベクトル場)の全体像に関する大局的な特徴をとらえることはなかなか難しい。これに対し相肖像解析の手法は,対象系の挙動に関する大局的な解釈を,位相空間の領域とベクトルの流れとして与えるものであり,従来の観測結果の局所的解釈とは極めて異なった特徴を有している。対象系の観測から理解に至る過程の中で,従来の局所的な解釈以後に行なわれる大局的な理解過程をモデル化した手法として総肖像解析を捉えることができよう。

本研究における第4章の定性的な状態推定の方法は,定性値の時系列を用いて,量子化された位相空間の各領域におけるベクトルの可能な流れを推定していると考えられる。つまり,定性的状態推定の結果は領域的なベクトル場の特徴について言及していると考えて良い。

本手法では,時系列データの定性的な解釈を観測結果として与えることを前提としており,推定されるベクトルの流れは,時系列データとして与えられる定性値の量子化空間 Q^n に対応した量子化位相空間,

$$(Q^n, \dot{Q}^n)$$

における流れとして与えられる。このような空間での流れをもとにした制約規則推定の結果は,当然のことながら量子化空間 Q^n における規則となる。

これに対し,対象系に関する定量的な観測から,ベクトル場に関する大局的な記述を直接得ることができれば,より厳密なシステム同定のための強力な情報源ともなり得ることから,相肖像解析と本研究との関わりは深い。

7.3.2 定量的なシステム同定法との比較

システム同定問題は,観測している系に関する数学的なモデル獲得という課題の一部をなす問題であり,系の挙動を観測し,次にその系の支配方程式は何であるかを問う問題一般を指している[Timothy 75]。このような問題はシステム制御などの分野では比較的一般的であり,線形系に関しては理論的にもいくつかの方法が定量的な手法として用意されている。特に,対象系に対して特定の関数入力(ステップ関数やデルタ関数など)を与えて応答(衝撃応答)を観測し,伝達関数を同定する手法が良く知られている。

ただしこれらの手法では,対象系が制御可能な系であることが前提となっており(アクティブな観測が前提),パッシブな観測データが必ずしもシステム同定のための材料にはならない。

パッシブな観測によってシステム同定を行なう手法のひとつとして最近では,遺伝アルゴリズムを利用したシステム同定の手法 STROGANOFF[伊庭 93] が提案されている。

STROGANOFF では,系の因果構造をたとえば,

$$x_0 = (Node_1 \\ (Node_2 \\ (Node_3 \ x_1 \ x_2) \\ x_3 \\ x_4)))$$

$$(Node_n x_i x_j) = a_{n,0} + a_{n,1}x_i + a_{n,2}x_j + a_{n,3}x_i x_j + a_{n,4}x_i^2 + a_{n,5}x_j^2$$

のように、系を特徴づける変数群のうちある変数をルートとし残りの変数をリーフ、多項式構造をノードとするような木構造とみなしており、構造的遺伝アルゴリズム [Iba 92] を用いて、観測された挙動を模擬するような木構造を学習してゆく手法が用いられている。

因果構造をこのような木構造とみなすことは GMDH(Group Method of Data Handling) アルゴリズム [Ivakhnenko 71] の中で行なわれているが、オリジナルの GMDH 手法では、

1. 各ノードにおける最適な多項式の決定.
2. 最適なサブツリー構造の決定.
3. アルゴリズム収束の判定.

などに heuristic が用いられており、組合せ爆発的な要因を含んでいる。STROGANOFF の最大の特徴は、構造的遺伝アルゴリズムによってこれらの問題を克服していることであり、現実的な計算時間でシステム同定問題が解けることが実験的に示されている。

実時間因果を含む力学系の同定に対しては、リーフとなる変数を

$$x(t), x(t-1), x(t-2), \dots$$

のようにおけば良い。このとき、推定される力学モデルは、時間軸の量子化の粒度が観測時系列の時間粒度に等しい差分方程式と等価なモデルとなる。

この手法では、近似の精度と木構造の複雑さがトレードオフの関係となるため、木構造に関する MDL(Minimum Description Length)[Tenorio 90] を評価基準として導入している。これにより、近似の精度と構造に関して最適化が行なわれている。

MDL を評価基準としてアルゴリズムの収束の判定が行なわれていることを考えると、構造の単純さを指針としてモデルの絞り込みを行なっていると考えられる。

因果的な構造の単純さを考慮したモデルの絞り込みという意味では、本手法と STROGANOFF は極めて類似している。しかしながら、偶然性を含む確率的な状態遷移構造の単純さを表す Entropy Reduction による絞り込みと、偶然性を含まない定量的変化に対して近似の精度を問題にした MDL による絞り込みとは、取り敢えず異なる観点による絞り込みであると考えた方が良さそうである。

STROGANOFF は、多項式で記述できる範囲の非線形系を対象とすることができ、計算の効率に関しても現実的で極めて強力な手法である。ただし、第 7.5.1 節で述べる理由により、“観測された現象を満たす、もっとも単純な因果構造をもつモデル” という観点については諦めざるを得ない。

7.3.3 定性的なシステム同定問題を扱った研究

定性的な量子化空間におけるシステム同定問題を扱った研究例として、[Cellier 91] が挙げられる。これは、系を特徴づける複数変数間の時間的な因果構造を Mask と呼ばれるマトリクスとして同定する手法である。

Mask は、対象系を特徴づける複数変数の時系列が与えられたとき、着目時間量子の値を、過去の変数群の値の線形変換として与えるものである。一般に力学系の構造は、複数変数の間の過去の値からの因果すなわち時間相関を含めた構造であるから、Mask はまさに対象系の因果構造そのものであると言って良い。

Mask の大きさは, 対象系を特徴づける変数の数 n_{val} と, 実時間因果の及ぶ時間的範囲を表す $depth$ と呼ばれる値によって決定される. $depth$ は, 常微分方程式における変数の微分階数に相当するものであり, この手法は原理的には任意の階数の常微分方程式を導くことができるという特徴がある.

Mask の中では, 変量の時間相関 (変量の導関数) を明示的に導出することは行なわれないうが, $depth$ の値に等しい階数の差分方程式と等価な構造を導く手法と考えると良い.

ただし, Mask は線形変換であるから, 対象とする系は線形力学系であることが前提となる. 推定されるモデルが, 差分方程式と等価な Mask で表現されるか微分方程式で表現されるかの違いはあるが, この手法において $depth = 1$ とした場合 (実時間因果を1時間量子以内に限定した場合) と, 本手法において制約規則推定に用いた多項式の次数を $order = 1$ とした場合 (対象系を線形力学系に限定した場合) とは, 等価な手法となる.

また, 因果構造の同定のために定量的な情報を利用した研究 [吉川 92] も報告されており興味深い. これは, 定量的な観測によって得られた複数個の変数の時間軸上の変動に対してまず局所的かつ定性的な解釈を与え, それらの解釈の間の関係規則を見い出してゆくことにより最終的には大局的な解釈を生成するような思考過程がモデル化された手法と見ることができ. この手法は線形力学系を対象としたものである.

7.3.4 確率有限状態オートマトンを使ったシステム同定

定性的な状態と状態遷移過程を, 確率有限状態オートマトンの状態と状態遷移過程とみなすことができる.

このような見方は, 物理系の挙動を有限の離散的な状態の間の遷移過程とみなすことが前提となり, 基本的には定性的な取り扱いという範疇に分類されると考えた方が良いだろう.

確率有限状態オートマトンでは, 系の出力シンボル系列

$$\mathbf{y} = y_1, y_2, \dots, y_T$$

が受理される確率を行列演算によって求めることができる.

任意の確率有限状態オートマトンはこれと等価な確率正規文法を構成できる. 一方これとは逆に, 任意の確率正規文法によって生成される言語 (系列) のみを受理する確率有限状態オートマトンを構成する手法 [Fu 70] が存在し, このような過程は定性的なシステム同定の過程と捉えることができる.

確率有限状態オートマトン M は次のように定義される.

$$M = (S, Y, \tilde{P}, \pi, F) \quad (55)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} S : \text{状態の有限集合 } S = \{s_i\}. \\ Y : \text{出力シンボルの集合.} \\ \tilde{P} : \text{状態遷移確率行列.} \\ \pi : \text{初期状態確率の集合.} \\ \quad \pi = \{\pi_i\} \text{ は初期状態が } s_i \text{ である確率.} \\ F : \text{最終状態の集合.} \end{array} \right.$$

[Fu 70] は、確率正規文法 G_s が与えられたときにこれと等価な確率有限状態オートマトン M を求める手法である。具体的には、 $A_i \xrightarrow{P_{ikj}} kA_j$ や $A_i \xrightarrow{P_{ik}} k$ のような書き換え規則が与えられたときに、状態遷移確率行列 \tilde{P} を構成してゆく手法である。たとえば、

$$\begin{array}{l} S \xrightarrow{0.3} aS \quad A \xrightarrow{0.06} aA \\ S \xrightarrow{0.35} aA \quad A \xrightarrow{0.14} bA \\ S \xrightarrow{0.35} bA \quad A \xrightarrow{0.8} b \end{array}$$

のような確率正規文法に対して、状態遷移確率行列 \tilde{P} は次のように求められる。ただし、 $S_1 = S, S_2 = A, S_3 = F$ (最終状態), R は棄却状態 (状態遷移が起きない場合) とする。

$$\tilde{P}(a) = \begin{array}{c} S_1 \quad S_2 \quad S_3 \quad R \\ \begin{pmatrix} 0.3 & 0.35 & 0.0 & 0.35 \\ 0.0 & 0.06 & 0.0 & 0.94 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \end{pmatrix} \end{array}$$

$$\tilde{P}(b) = \begin{array}{c} S_1 \quad S_2 \quad S_3 \quad R \\ \begin{pmatrix} 0.0 & 0.35 & 0.0 & 0.65 \\ 0.0 & 0.14 & 0.8 & 0.06 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \end{pmatrix} \end{array}$$

さて、[Fu 70] の手法を力学系の同定問題に適用するためには、以下のような解釈を採用すれば良い。

まず、力学系においては、

1. 内部状態と出力シンボルの区別がない。
2. 最終状態と言う概念が存在しない。

であるから、確率有限状態オートマトン M は、

$$M = (S, \tilde{P}, \pi) \tag{56}$$

で定義される。

この手法の目的は、観測された状態の系列を模擬するような確率有限状態オートマトン M を獲得することである。すなわち、状態遷移の系列

$$s_1, s_2, s_3, \dots, s_T$$

が観測された場合について、状態遷移確率行列 \tilde{P} を構成すれば良い。このとき、 \tilde{P} の各行において、要素の和は1、ある状態から遷移可能な状態への遷移確率はすべて等しい、となるように規格化を行なうと、 \tilde{P} の要素は第5章 (5.5.2) における状態遷移確率の定義と等しくなる。

このようにして、定性的な状態の系列が直接観測可能である場合について、状態遷移確率行列 \tilde{P} を推定することができる。

たとえば、

状態名	$([x_1], \partial x_1, [x_2], \partial x_2)$
s_1	$= ([+], [+], [+], [-])$
s_2	$= ([+], [0], [0], [-])$
s_3	$= ([+], [-], [-], [+])$
s_4	$= ([+], [-], [-], [0])$
s_5	$= ([+], [-], [-], [-])$
s_6	$= ([0], [+], [+], [-])$
s_7	$= ([0], [0], [0], [0])$
s_8	$= ([0], [-], [-], [+])$
s_9	$= ([-], [+], [+], [+])$
s_{10}	$= ([-], [+], [+], [0])$
s_{11}	$= ([-], [+], [+], [-])$
s_{12}	$= ([-], [0], [0], [+])$
s_{13}	$= ([-], [-], [-], [+])$
...	...

のような定性的状態に対して、第4章(4.6.3)および5章で例題に用いた減衰振動を表す状態の系列、

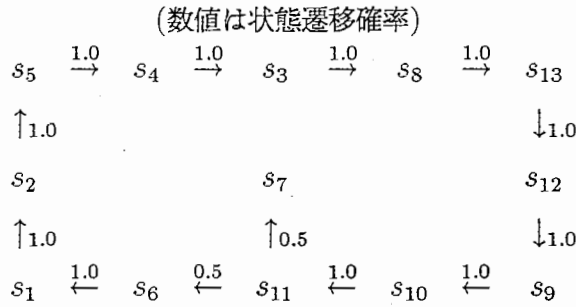
$$s_2, s_5, s_4, s_3, s_8, s_{13}, s_{12}, s_9, s_{10}, s_{11}, s_6, s_1, s_2, s_5, s_4, s_3, s_8, s_{13}, s_{12}, s_9, s_{10}, s_{11}, s_7$$

が観測されたとすると、このときの状態遷移確率行列は、

$$\tilde{P} = \begin{matrix} & \begin{matrix} s_1 & s_2 & s_3 & s_4 & s_5 & s_6 & s_7 & s_8 & s_9 & s_{10} & s_{11} & s_{12} & s_{13} & \dots \end{matrix} \\ \begin{matrix} s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \\ s_7 \\ s_8 \\ s_9 \\ s_{10} \\ s_{11} \\ s_{12} \\ s_{13} \\ \dots \end{matrix} & \left(\begin{matrix} 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & \dots \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & \dots \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & \dots \\ 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & \dots \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & \dots \\ 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & \dots \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & \dots \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & \dots \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & \dots \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.5 & 0.5 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & \dots \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & \dots \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{matrix} \right) \end{matrix}$$

のように推定される。

図 21: 状態遷移図



この方法は、観測された定性的な状態の系列から状態遷移確率行列 \tilde{P} を直接的に獲得する方法であり、この場合 \tilde{P} は、観測された系列を図式化した定性的状態遷移図 (図 21) と等価なマトリクスであることがわかる。

この方法では、系列は単に離散的な状態遷移過程の積み上げとして解釈され、系列を利用した時間相関の導出過程や因果構造の推定過程などは存在しない。したがって、実時間因果を含む変数間の因果的な構造をモデル化するという目的のためにはややパワー不足であるが、反面、変化の連続性などのような前提を必要としないため、連続インパルス系以外の不連続系などを含め、対象系を広く選ぶことができるなどの利点もある。

7.3.5 定性的な量子化による状態遷移の偶然性を定量化する手法に関して

対象系の挙動に関して定量的に得られた観測結果に対して、定性的な解釈を生成する手法として [DeCoste 91] が挙げられるが、この研究の中で状態遷移の偶然性 (不確定さ) を扱う手法が論じられている。

[DeCoste 91] で述べられている不確定さは、

1. 定量的な観測データを定性的に量子化する時点で発生する不確定さ。
2. 定性的な状態遷移における不確定さ。

の2種類である。

前者は、観測時のセンサーの精度やノイズによって現れるもので、観測された値に対する定性的な解釈が一意に決定できない場合における、複数の解釈の間の不確定さである。この手法では、センサーの精度とノイズの分布などから、値の量子化テーブル (quantity-space conversion tables) を構成し、複数の解釈の間の相対的な確らしさを確率的な値として与える手法が紹介されている。

後者は、ある定性的状態からの複数の状態遷移に対して与えられる遷移確率である。[DeCoste 91] では、状態遷移確率分布がドメイン固有の知識として与えられた場合と、未知の場合に対する扱いが述べられている。

前者の場合は、図 21 (第 7.3.4 節参照) のような、状態遷移確率がドメイン固有の知識として与えられた場合を想定したものである。また、状態遷移確率分布が未知の場合には、ある状態からの可能な状態遷移はすべて等しい確率で発生するものとして扱われており、基本的には本手法 (第 5.5.2 節式 (51)) と等価な解釈を採用したものと言って良い。

[DeCoste 91] の手法で得られる観測結果の最終的な解釈の生成は、実時間経過にともなう可能な状態 (possible interpretations) の遷移系列の中から、もっとも確らしい系列 (global interpretation) を見いだして行く過程として実現されており、これは状態の系列に関する種の絞り込みを先の2種類の不確定さに基づいて実現した手法と捉えることができよう。

定性的な状態遷移における不確定さについては、本手法と基本的には同じ現象を扱ったものであるが、その利用目的に関しては次の様な違いがある。すなわち、

- 本手法では、状態遷移における不確定さを確率的に扱うことにより、モデルによって与えられる状態遷移構造全体の複雑さ(単純さ)を定量化している。絞り込みの対象は、複数の状態遷移構造である。
- [DeCoste 91] では、定量的な観測によって得られる複数の可能な状態遷移系列の中から、ある特定の系列を解釈として採用するための尤もらしさを定量化しており、絞り込みの対象は複数の状態遷移系列である。

7.3.6 メンタルイメージ可視化技術におけるドメイン遷移メカニズムと情報検索技術との関連について

本研究によって提案されたドメイン遷移メカニズムは、複数のドメインにおける概念レベルオントロジーを対象としたある種の検索問題と捉えることができる。ただし、通常の情報検索とは異なり、利用者には遷移に対する意図は全く存在せず、遷移が必要な状況の判断や遷移先に関する判定がマシン側に委ねられているのが特徴である。

個別化されたオントロジーを一つの常識的な知識として利用するためには、むしろ情報検索的な処理を利用者に対して一切意識させないメカニズムとなるような工夫が必要である。そのためには、メンタルイメージ可視化の過程における利用者の説明や、オブジェクト編集過程における文脈の変化を検出し、変化した文脈に自動的に追従する必要がある。そこで本手法では、状況に応じて異なる3つの文脈判定を実現した。すなわち、

1. 利用者が用いた明示的な概念表現による文脈変化の検出(第6.6.1節のケース)。
2. 利用者が用いた概念が参照中のドメインに存在しないことによる文脈変化の検出。(第6.6.2節のケース)。
3. 対象オブジェクトの部品集合による文脈の判定(第6.6.3節および第6.6.4節のケース)。

このように本手法では、文脈の変化を遷移が必要な状況として判断し、遷移先のドメインの決定は、マシン側の処理として実現している。

文脈変化の検出以後の遷移先ドメインの決定法に関しては、幾つか関連の深い情報検索の手法があるので、次節以降それらについて述べる。

7.3.7 ドメイン遷移メカニズムと連想検索との関連について

第6.6.2節におけるドメイン遷移は、ある種の連想検索である。本手法では、概念レベルオントロジーの構造“reminders”のリーフの位置に記録された値をドメインを連想する重みとして用いた連想検索を実現している。したがって、現状では次のような問題が内在する。

- “reminders”の値の付与は、オントロジー構築過程のネックとなりかねないので、何らかの手法によって自動化する必要がある。

このような問題に対する直感的な解決法として、オントロジー構築の際には“remindings”の初期値(たとえば0.5)を与えておき、遷移先のドメインが決定された後にそのドメインにおける“remindings”の値を増加させる、などのようなある種の学習手法を採ることができる。ただし、

- ある概念から連想されるドメインは本来は個人や連想が行われる文脈に依存するものでありこれらに関する記述が必要となるが、個人や文脈の情報をオントロジーの中に記述すると、ドメインの個別性が失われかねない。

このようなことを考慮すると、連想のための重みを客観的な値として付与するより、利用者個別にドメイン横断的、且つ文脈に依存した連想知識をもつ方が良いかもしれない。

連想に関する知識を学習させる手法のひとつとして、アソシアトロン[中野 79]が知られており、最近ではこの手法によりキーワードを連想的に拡張してテキストオブジェクトを検索する手法[西本 94]などが提案されている。アソシアトロンは、複数キーワードの共起関係を学習させることができ、あるキーワード入力に対して、共起関係の高いキーワードを連想結果として出力する。この手法は学習のメカニズムも比較的単純で、且つ学習過程における人間の介入を一切必要としないため、本手法の連想メカニズムとして利用性が高い。

アソシアトロンを利用して、利用者が用いた概念と、的確な遷移と判断された場合のドメイン、さらに文脈としてその時点で提示されているすべての概念の共起関係を学習させれば、文脈に応じた的確な連想によるドメイン遷移を実現できる可能性がある。

7.3.8 ドメイン遷移メカニズムと3次元形状の類似検索手法との関連について

第6.6.3節および第6.6.4節のドメイン遷移メカニズムは、一般的な形状記述のレベルにおける類似検索の手法と捉えることができる。

3次元形状に関する類似検索を実現した研究例として、[Horikoshi 90]が挙げられる。[Horikoshi 90]では、本手法と同じく超2次元関数を形状の記述に用いており、超2次元関数のパラメータ空間における距離の概念を導入して、直接的な形状類似検索を実現している。超2次元関数は、様々な形状を8次元の連続的な変量空間に写像させることができるため検索の精度もきわめて高く、且つ8種類のパラメータと変形の概念が直接的に対応付け易いため、検索キーとなるオブジェクト生成が容易に行えることが示されている [Horikoshi 90]。

しかしながら [Horikoshi 90] の手法は基本的に、単一形状どうしの比較を目的としたもので、本手法における比較のように、複数部品の形状の組み合わせに関して比較を行う目的に利用するのは不利である。そこで本手法では、超2次元関数のパラメータ空間を量子化した上で、形状レベルオントロジーを用いて一般的な形状に関する語彙レベルの表現“< shape >”に対応させ、複数部品に対するこのような記述の集合(g_0)による間接的な類似検索を実現している。

7.3.9 メンタルイメージ可視化技術における概念レベルオントロジーの構築 - 知識の再利用に関する技術との関連 -

2レベルオントロジーを用いた3次元形状編集システムにおいて、言語による概念表現を3次元仮想物体に的確に反映できる能力は、概念レベルオントロジーの表現力に依存する。すなわち、メンタルイメージを表現する際に、例示のために利用できるドメインが豊富であるほど、利用者にとって使い勝手の良いシステムとなる。したがって、利用者が用いた形状表現

をシステムが理解する能力の効率的な増強のためには、概念レベルオントロジーの構築や拡張が容易であることが必要条件となる。

ドメイン遷移メカニズムによって概念レベルオントロジーは、ドメイン個別に構築することができるようになり、はじめから常識規模の概念表現を考慮するアプローチに比較して、オントロジーの構築が容易になる。オントロジーが全く存在しない状態から構築を開始するという状況においては、常識規模を仮定した場合とほぼ同じと考えられるが、既にエキスパートシステムなどで利用されている知識(の一部)に若干の変更を加えて再利用することができれば、オントロジー構築はきわめて効率化される。一般に、エキスパートシステムに利用される知識はドメイン毎に構築されているので、この場合本手法においてドメインを個別化した利点をもっとも生かされると考える。

本手法における概念レベルオントロジーは基本的に、複数部品に関する概念構造と末端部品の形状記述からなるので、この部分を他の知識から抽出できれば良い。以下、概念構造の抽出と形状記述の抽出に分けて議論する。

概念構造の抽出

あらゆるドメインにおけるあらゆるタスク(設計、診断、スケジューリングなど)を対象とした知識から、自動的に概念構造の部分のみを抽出する方法を構築するのはきわめて難しい。

このような問題に対して参考になる研究として、同じドメインに属する知識ベース(KBS)とデータベース(DBS)を統合して互いの再利用性を高めることを狙った研究[伊藤 93]がある。この手法は、KBSとDBSが備えている概念構造の共有(マップ)を実現するIKD(Interface for integrating Knowledge-based system and Database system)と呼ばれるKBSとDBSの間のインタフェースシステムの構築を目的としたものである。

この手法によれば、他のタスクを目的として構築されたDBSを、現在対象とするタスクを実現するKBSの一部として利用することができるようになり、きわめて興味深い。一貫した自動処理によってKBSとDBSの対応付けを行うことは困難であるが、[伊藤 93]ではある程度の人間の介在によって半自動的にこれを実現している。[伊藤 93]の研究の中で、KBSとDBSのそれぞれが持つ概念構造間の対応関係を実現するツールのひとつとしてIKDエディタと呼ばれる機能が提案されているが、本手法において他のタスクのために構築された知識から概念構造を抽出するためにこれを利用できる可能性があり、現在検討中である。

一般的な形状記述の抽出

概念レベルオントロジーを完成させるためには、概念構造上の末端部品概念に対して一般的な形状記述“< shape >”を付与する必要がある。

診断のための知識は、主に構造的あるいは電気的なトポロジーが中心となると考えられるため、形状データの抽出は困難であるが、設計のための知識には形状データが含まれると考えて良い。そこで、何らかの手法で部品の形状データから超2次関数のパラメータを推定できれば、本手法における形状レベルオントロジーを利用して一般的な形状記述“< shape >”に変換することができる。

この課題に対しては、3次元物体に関する表面データから超2次関数のパラメータへ変換する手法が[Horikoshi 90]の研究の中で提案されている。この手法は、表面形状データに対して超2次関数のパラメータ空間において最小二乗フィッティングを施し、近似的にパラメータを推定する手法である。この手法を利用することにより、パラメトリックな記述を介して形状記述を獲得することができる。

対象部品の実体が存在する場合に表面データを獲得する手法はCV(Computer Vision)の領域で様々な手法が提案されているが、本論文では言及しない。

7.4 応用分野

本研究は、物理的な対象が最終的な生産物となるような創造的な活動の支援を目指したものであり、芸術活動や商品企画などが主な適用分野として挙げられる。たとえば、自動車の開発におけるコンセプトの決定から、モデルの決定に至る過程などは、まさに有力な候補となる。自動車の開発は、数年のオーダーで新型モデルを決定しなければならず、このプロセスの効率化は大きな課題である。本研究は、状況分析からモデル構築に至る過程を一貫して支援する技術であり、このような分野に大きく貢献するものと思われる。

また、各要素技術については、それぞれ個別の応用も考えられる。以下それらについて論ずる。

7.4.1 定性的システム同定法に関する応用分野

本論文で提案した定性的なシステム同定法は、物理系や社会的な現象の解析のために必要な、数学的なモデル生成に関する基礎技術を提供するものである。また、本論文で導いた基本関係規則群は連続系の定性的な解析や解釈のための技術の根幹をなすものであると思われる。このことにより、設計問題、様々な現象の間の構造的な類推、予測技術などが主な応用分野として挙げられる。

設計の上流過程においては、対象系の機能(機能モデル)から系の挙動(挙動記述)を決め、さらにその挙動を実現する構造(構造モデル)を決定してゆく。実際には、上流過程のプロセスはこれらの個別のプロセスの単純な系列となることは稀であり、一般には再帰的で複雑なプロセスとなっているものと考えられる。このような過程では、挙動から大雑把な構造を導き機能を検証する過程が頻繁に現れる。この時点で機能から導かれる挙動に関する記述は、細かなパラメータの値などを問題としない定性的な記述であることが多く、このような記述から系の構造に関する概略的な記述を獲得する過程は、まさに定性的なシステム同定問題と考えられる。

挙動から構造を得るためには、ドメイン知識を背景とする原理原則に基づく推論過程のほかに、ドメイン知識を特に必要としない試行錯誤的な構造決定の過程が存在すると考えられるが、本手法では主に後者の過程を支援する手法としての応用が可能である。

また本手法によれば、系の因果的な構造を定性的な常微分方程式として定式化することができるので、対象としている系以外の様々な現象との構造的な比較や類推が可能となる。これにより、例えば設計論においては、原理原則に基づく推論に必要な現象論的な構造の知識を、方程式を手がかりにドメイン知識から検索するなどの支援手法が考えられる。

7.4.2 メンタルイメージ可視化技術に関する応用分野

メンタルイメージ可視化技術に関しては、創造的な活動の支援技術としてのみならず、立体的なモデル構築が要求される様々な分野が対象となる。たとえば、形状の類似検索における入力画像の生成に利用するのも応用例のひとつである。

また、仮想現実感(Virtual Reality)に関する様々なアプリケーションでは、3次元モデルの構築がネックになっており、効率的な仮想物体の構築ツールが求められている。現状では、仮想物体の構築はグラフィクスの専門家を介して行われることが多いが、このような状況に本

手法を適用することによって、専門家以外の利用者でも容易に仮想物体の構築が行えるようになる。

7.5 今後の研究課題

7.5.1 定性的システム同定法における計算の効率化について

第5章(5.3.1)(42)式による係数列の探索や5.4の矛盾排除、5.5のモデルの絞り込みに関して、現状では探索領域を狭める処理を行っていないため、系を特徴づける変数の数や多項式の次数により、計算の効率は指数関数的なオーダーで劣化する。このような状況を克服するためには、モデルの絞り込みに用いる概念(本手法の場合は Entropy reduction)を係数列探索の過程に導入する、というのが直観的な解決策として挙げられる。

前節で紹介した STROGANOFF[伊庭 93]では、構造的遺伝アルゴリズムにおける遺伝子の評価に MDL を導入することにより、“木構造の単純さと近似精度”というモデル絞り込みの概念を利用して、実効上遺伝子の探索空間を狭める処理が施されていると考えて良い。このような方法は、本手法においても極めて参考になる。

定性的に量子化された空間 Q^n における係数列の探索は組合せ最適化問題と捉えることができるので、遺伝アルゴリズム(GA)の手法を用いることができ、これにより探索領域を狭められる可能性がある。

ただし以下の2つの理由により、“もっとも単純な因果構造を持つモデル”という基準については諦めざるを得ない。

1. STROGANOFFでは、それぞれのモデルが1本の式で記述されるので、モデルの絞り込みのための評価基準である MDL を各々1本の式に割り当てることができる。これに対し本手法では、複数の制約規則の連立によりモデルが記述されるので、モデル絞り込みのための評価基準である Entropy reduction を、各々の制約規則を推定する過程(5.3.1(42)式)に導入することは困難である。各々の制約規則に対して Entropy reduction を定義することは不可能ではないが、Entropy reduction の最大の値を持つ制約規則どうしを連立させても、必ずしも最大の Entropy reduction を持つ連立モデルとはならないので、

“Entropy reductionが最大の制約どうしの連立”=“もっとも単純な因果構造を持つモデル”

という解釈が成立しない。

2. GAにおいては、遺伝子の配列(いまの場合は量子化された係数の組合せ)は必ずしも最適解に到達する保証がないため、探索の方法自身の限界として、上記の基準を満たすことが難しい。

以上のように、係数列の探索領域による計算の効率と、“観測された現象を説明するもっとも単純な因果構造を持つモデル”という視点を両立させることは難しい。

7.5.2 定性的システム同定法における分布定数系(偏微分方程式)の扱いについて

電子回路やプラントなどのように、系の物理的な構造(トポロジー)に沿って因果が伝播するので、系を特徴づける変数が時刻のみの関数 $Q(t)$ となるような系は、集中定数系と呼ばれている。

これに対し、熱力学的な現象や波動、電磁気や流体などの様に、因果の空間的な伝播を考慮しなければならない現象を扱った系は分布定数系と呼ばれ、系を特徴つける変量は空間 \mathbf{r} と時刻 t の関数 $Q(\mathbf{r}, t)$ となる。

集中定数系では、対象系を記述する数学モデルは一般に常微分方程式となるが、分布定数系では、偏微分方程式となる。

本論文で提案した手法は集中定数系を対象としたものであり、推定されるモデルは常微分方程式である。

以下、本手法において分布定数系を扱うための拡張の方向について述べる。拡張の概要は次の通りである。

1. 空間に関する偏微分の解釈の導入と、定性的状態の拡張。
2. 制約規則推定法の拡張。
3. 時空間発展の関係式の導出 (定性的積分規則の拡張)。
4. シミュレーションによる挙動可視化に関する拡張。

◎ 空間に関する偏微分の解釈の導入と、定性的状態の拡張

定性推論において分布定数系を扱うためには、変量の空間に対する偏微分の定性的な解釈を導入する必要がある。空間 $\mathbf{r} = (x, y, z)$ に対して、定性的な偏微分の定義は次の通りである。

$$\partial_{\mathbf{r}} Q \stackrel{def}{=} (\partial_x, \partial_y, \partial_z) Q \stackrel{def}{=} \left(\left[\frac{\partial Q}{\partial x} \right], \left[\frac{\partial Q}{\partial y} \right], \left[\frac{\partial Q}{\partial z} \right] \right)$$

また、本論文中で用いてきた時間微分の表記を次のように変更する。

$$\partial_t Q \stackrel{def}{=} \left[\frac{dQ}{dt} \right]$$

演算子の積に関しては次のように定義する。ここで、行列をその要素の並びによって構成する1次元のベクトルに置き換える演算を Seq とすると、

$$\begin{aligned} \partial_{\mathbf{r}}^2 &\stackrel{def}{=} Seq(\partial_{\mathbf{r}}^T \partial_{\mathbf{r}}) = Seq \left(\begin{pmatrix} \partial_x^2 & \partial_x \partial_y & \partial_x \partial_z \\ \partial_y \partial_x & \partial_y^2 & \partial_y \partial_z \\ \partial_z \partial_x & \partial_z \partial_y & \partial_z^2 \end{pmatrix} \right) \\ &= (\partial_x^2, \partial_x \partial_y, \partial_x \partial_z, \partial_y \partial_x, \partial_y^2, \partial_y \partial_z, \partial_z \partial_x, \partial_z \partial_y, \partial_z^2) \end{aligned}$$

$$\partial_{\mathbf{r}}^n \stackrel{def}{=} Seq(\partial_{\mathbf{r}}^T \partial_{\mathbf{r}}^{n-1}) \quad (n \geq 3)$$

このような記述を利用すると、時空間 (\mathbf{r}, t) において変量 Q に関する定性的な状態 S は、

$$S = Seq \left(\begin{pmatrix} \partial_t^0 \\ \partial_t^1 \\ \partial_t^2 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \end{pmatrix} (\partial_{\mathbf{r}}^0 \quad \partial_{\mathbf{r}}^1 \quad \partial_{\mathbf{r}}^2 \quad \dots) Q \quad \left(\stackrel{def}{=} \Delta_{\mathbf{r},t} Q \text{ と書く.} \right) \right)$$

のように書くことができる。

複数の変数 Q_1, Q_2, \dots を持つ系に対しては、

$$S = (S_1, S_2, \dots) = (\Delta_{\mathbf{r},t} Q_1, \Delta_{\mathbf{r},t} Q_2, \dots)$$

のように拡張すれば良い。

◎ 制約規則推定法の拡張

ここで、何らかの方法で対象系を満たす定性的な状態 S が推定されたとすると制約規則は、第5章の定性的多項式(式(42))を時空間 (\mathbf{r}, t) に対して一般化した次の式によって推定することができる。

$$[0] \subseteq \sum_{i=0}^{order} A_i \cdot (S^i)^T \tag{57}$$

ただし、 A_i は S^i と同じ大きさの係数ベクトル、

$$A_i = ([c_{i,1}], [c_{i,2}], [c_{i,3}], \dots).$$

また、

$$S^n = Seq(S^T S^{n-1}) \quad (n \geq 2)$$

である。

たとえば、空間1次元 ($\mathbf{r} = \{x\}$) の熱伝導を表す定性的な偏微分方程式

$$[0] \subseteq \partial_t T(x, t) - \partial_x^2 T(x, t) \quad (T(x, t) : \text{温度分布})$$

は式(57)の形式を用いて、

$$[0] \subseteq [c_{0,1}] + ([c_{1,1}], [c_{1,2}], [c_{1,3}], [c_{1,4}], [c_{1,5}], [c_{1,6}]) \cdot \begin{pmatrix} [T] \\ \partial_x T \\ \partial_x^2 T \\ \partial_t T \\ \partial_t \partial_x T \\ \partial_t \partial_x^2 T \end{pmatrix}$$

ここで,

$$(A_0, A_1) = ([c_{0,1}], ([c_{1,1}], [c_{1,2}], [c_{1,3}], [c_{1,4}], [c_{1,5}], [c_{1,6}])) = ([0], ([0], [0], [-], [+], [0], [0]))$$

のように記述できることがわかる.

また, 集中定数系を対象とした第5章の制約規則推定に用いた多項式(式(42))は, 式(57)の特別な場合, すなわち

$$S = Seq \left(\begin{pmatrix} \partial_t^0 \\ \partial_t^1 \\ \partial_t^2 \\ \vdots \end{pmatrix} (\partial_r^0) \right) Q$$

とおいた場合に他ならない.

さて, 式(57)によって制約規則が推定できるためには, 変量 $Q(\mathbf{r}, t)$ の観測によって, 定性的な状態 S が推定されなければならない.

集中定数系を対象とした場合のように, 時刻 t による1次元の空間では, 離散化された時間軸上での系列(時系列)を利用して, 時間相関を求めることができた. ところが, 空間 \mathbf{r} を含む多次元時空間 (\mathbf{r}, t) では, このような系列を定義することができなくなり, 時空間に関する相関を求めることは困難である. したがって, 定性的な状態の推定方法に関しては本手法の単純な拡張では分布定数系には対応できない.

◎ 時空間発展の関係式の導出 (定性的積分規則の拡張)

変量 $Q(\mathbf{r}, t)$ に関する任意の初期状態からの時間発展および空間的な発展を表す関係式は, 次のように記述できる.

- 時間発展の関係式.

$$Q(\mathbf{r}, t') = Q(\mathbf{r}, t) + \sum_{\xi=t, t'} \delta\xi \partial_t Q(\mathbf{r}, \xi) \tag{58}$$

- 空間的発展の関係式.

$$Q(\mathbf{r}', t) = Q(\mathbf{r}, t) + \nabla \cdot Q(\mathbf{R}, t) \tag{59}$$

ただし, ∇ は空間 \mathbf{r} に関する偏微分演算子ベクトルで, たとえば3次元空間 $\mathbf{r} = \{x, y, z\}$ では次のようなベクトルとして定義される ($\mathbf{r}' = \{x', y', z'\}$).

$$\nabla = \left(\begin{array}{l} \sum_{X=x, x'} \delta X \partial_x, \sum_{Y=y, y'} \delta Y \partial_y, \sum_{Z=z, z'} \delta Z \partial_z, \sum_{X=x, x'} \sum_{Y=y, y'} \delta X \delta Y \partial_x \partial_y, \sum_{Y=y, y'} \sum_{Z=z, z'} \delta Y \delta Z \partial_y \partial_z, \\ \sum_{Z=z, z'} \sum_{X=x, x'} \delta Z \delta X \partial_z \partial_x, \sum_{X=x, x'} \sum_{Y=y, y'} \sum_{Z=z, z'} \delta X \delta Y \delta Z \partial_x \partial_y \partial_z \end{array} \right)$$

また,

$$Q(\mathbf{R}, t) = (Q(X, y, z, t), Q(x, Y, z, t), Q(x, y, Z, t), Q(X, Y, z, t), Q(x, Y, Z, t), Q(X, y, Z, t), Q(X, Y, Z, t))$$

とする.

時空間発展の関係式(式(58), 式(59))によって, 定性的な状態遷移が定義されるので, Entropy reduction の算出が可能となり, モデルの絞り込みについては第5章の手法を流用できる.

◎ シミュレーションによる挙動可視化に関する拡張

定性的状態の拡張の段落で述べたように, 時空間では状態の系列を定義することが困難であるため, 時空間発展の関係式(式(58), 式(59))から導かれる状態遷移図から挙動を可視化することは難しい.

定性推論における挙動推定では, 定量的な挙動予測とは異なり, 量子化された時間および空間上における順序関係(時間軸上では単なる時刻順, 空間では x, y, z それぞれの軸における並び)のみが与えられる. したがって, 時空間に対して定性的な量子化を行なう以上, 系列を定義することは困難である.

以上の議論により, 定性的なシステム同定を分布定数系に適用するためには, 定性的な状態の推定過程および挙動推定の過程において, データの系列を前提としない枠組が必要である.

7.5.3 メンタルイメージ可視化手法におけるオントロジー構築手法の確立

メンタルイメージ可視化手法における今後の検討課題の中心は, 概念レベルオントロジーの効率的な構築手法の確立である. 新たなドメインのオントロジー(第7.2.4節においては “[my_domain]”)の構築のために, すでに構築されたオントロジーとドメイン遷移メカニズムを効果的に利用した, ドメインオントロジー構築ツールが必要である.

人間どうしの対話には, 説明しようとするメンタルイメージの属するドメインが対話相手には理解できない状況において, 共有できる様々なドメインにおいてメンタルイメージと類似する形状をもつ概念を駆使して説明する過程が存在する. このような過程をドメイン遷移を用いて実現し, 最終的に出来上がったオブジェクトとその部品に対して概念を付与するような, インタラクティブなオントロジー構築ツールを実現すれば, 取りあえず初期の目的は達成される. ただし, この時点で構築されるオントロジーは利用者が造り上げた, たったひとつの典型例のみからなるため, ドメインの表現力はきわめて未熟である. これを様々な事例(後に構築され当該ドメインに属すると判断されたオブジェクトや, 他の知識から抽出した概念構造が対象となる)をもとに, オントロジーを効率的に補強するメカニズムを実現しなければならない.

そのための具体的なアプローチや要素技術としては, 関連研究の節で参照した幾つかの研究が参考になり, 今後最重要課題として取り組む必要があると考える.

謝辞

本研究全般において、懇切なる御指導・御助言と各別なる御配慮を賜った奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 西田 豊明 教授に深く感謝致します。

また、本研究をまとめるにあたり、貴重な時間を割いて頂き、懇切なる御指導と御助言を賜った奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 松本 裕治教授、ならびに武田 英明助教授に心より感謝致します。

本研究は、1990年2月から1993年2月まで著者の所属した日本電信電話株式会社における研究業務の一貫として行なった研究が発端となっている。その期間において研究の機会を与えて下さったNTT ヒューマンインタフェース研究所 山川 修三 メディア応用システム研究部長、メディア応用システム研究部 小田 泰充 主幹研究員、名倉 正計 主幹研究員に感謝致します。また、その間、本研究に関する有益な討論、御協力を頂いた片桐 雅二 研究主任、松村 隆宏 研究主任、宮崎 泰彦 研究員、新井 啓之 研究員をはじめとするメディア応用システム研究部の皆様に感謝致します。

本研究は、1993年3月から1995年3月まで著者の所属した株式会社 ATR 通信システム研究所における研究業務の一貫として行なわれたものである。その期間において研究の機会を与えて下さった株式会社 ATR 通信システム研究所 寺島 信義 代表取締役社長、岸野 文郎 知能処理研究室長、宮里 勉 主幹研究員に感謝致します。また、その間、本研究に関する有益な討論、御協力を頂いた西本 一志 研究員、Tijerino A. Yuri 客員研究員、吉田 美寸夫 研究員、門林 理恵子 研究員をはじめとする知能処理研究室の皆様に感謝致します。

本研究の全般にわたり、有益な御助言を賜った東京大学 工学部 富山 哲男教授、東京大学 人工物工学研究センター 桐山 孝司 講師に心より感謝致します。

尚、本研究は、1995年に発足し現在著者の所属する株式会社 ATR 知能映像情報通信研究所における研究業務に引き継がれている。この期間において、研究の機会を与えて下さった株式会社知能映像情報通信研究所 中津 良平 代表取締役社長、間瀬 健二 第2研究室長に感謝致します。

参考文献

- [安部 92a] 安部 伸治, ブラックボックスの入出力間の定性的因果関係モデルを自動獲得する手法の検討, 情報処理学会研究会技術資料, 人工知能 81-2, pp.1-9(1992).
- [安部 92b] 安部 伸治, 定性的システム同定法の提案, 人工知能学会研究会資料 SIG-F/H/K/S/I-9202-11(1992).
- [安部 92c] 安部 伸治, 外村 佳伸, 状態の時間変化をキーとする動画像検索法, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J75-D-II, No.3, pp512-519(1992).
- [安部 93a] 安部 伸治, 定性的システム同定法の提案 - (1) 定性的状態の推定, 人工知能学会誌, Vol.8, No.5, pp.649-656(1993).
- [安部 93b] 安部 伸治, 定性的システム同定法の提案 - (2) 制約規則の推定, 人工知能学会誌, Vol.8, No.5, pp.657-664(1993).
- [Abe 93c] Abe, S., *A Qualitative System Identification Method*, Proceedings of The Seventh International Workshop on Qualitative Reasoning about Physical Systems '93, pp.1-10(1993)
- [安部 94] 安部伸治, 吉田美寸夫, ティヘリノ ジュリ, 岸野文郎, マルチモーダル 3-D 形状編集システムの実現, 信学技報 HC94-57, pp.39-46 (1994).
- [有本 80] 有本 卓 著, 確率・情報・エントロピー, 森北出版 (1980).
- [Biederman 87] Biederman, I., *Recognition by Components: A Theory of Human Image Understanding*, Psychological Review, Vol.94, No.2, pp.115-147 (1987).
- [Cellier 91] Cellier, F.E., *General System Problem Solving Paradigm for Qualitative Modeling*, in Paul A. Fishwick and Paul A. Luker editors, *Qualitative Simulation Modeling and Analysis*, Advances in Simulation 5, Springer-Verlag, pp.51-71(1991).
- [チプキン 79] 確率有限オートマトン, In ヤ. ゼ. チプキン 著, 北川 敏男, 田中 謙輔 訳, 制御系における適応と学習, 学習とパターン認識 4, 共立出版 (1979).
- [DeCoste 91] DeCoste, D.M., *Dynamic across-time measurement interpretation*, Artificial Intelligence, 51(1-3), pp.273-342(1991).
- [de Kleer 84] de Kleer, J. and Brown, J.S., *Qualitative Physics Based on Confluences*, Artificial Intelligence, Vol.24, pp.7-83(1984).
- [Finn 94] Finn, D.P. and Cunningham, P., *Physical Model Generation in Thermal Engineering Problems described by Partial Differential Equation*, Proceedings of The Seventh International Workshop on Qualitative Reasoning about Physical Systems '94, pp.90-97(1994).

- [Forbus 84] Forbus, K.D., *Qualitative Process Theory*, Artificial Intelligence, Vol.24, pp.85-112(1984).
- [Fu 70] Fu, K.S., *Stochastic automata as models of learning systems.*, In J.M.Mendel and K.S.Fu(Eds.), Adaptive, learning, and pattern recognition systems, News York: Academic Press, pp.393-432 (1970).
- [Fukuda 89] Fukuda, S., *Qualitative Judgement of Structural Integrity*, In Proceedings of The International Workshop on Industrial Applications of Amachine Intelligence and Vision(MIV-89), pp.245-248(1089).
- [福村 85] 有限オートマトンと正規言語, In 福村 晃夫 著, オートマトン・形式言語と計算論, 岩波講座 情報科学 6, 岩波書店, pp.47-86(1985).
- [淵 89] 淵 一博 監修, 溝口 文雄, 古川 康一, 安西祐一郎 共著, 定性推論, 知能情報処理シリーズ別巻 1, 共立出版社 (1989).
- [Gruber 90] T. R. Gruber, T.R., *A Translation Approach to Portable Ontology Specifications*, Knowledge Acquisition, Vol.5, No.2, pp.199-220 (1993).
- [Horikoshi 90] Horikoshi, T. and Kasahara, H., *3-D Shape Indexing Language*, in Proc. of the 1990 International Conference on Computers and Communications, pp.493-499 (1990).
- [伊藤 93] 伊藤 秀昭, 福村 晃夫, 知識ベース-データベース統合化ツール IKD の構造とその利用, 人工知能学会誌, Vol.8, No.1, pp.102-113 (1993).
- [岩爪 94] 岩爪 道昭, 武田 英明, 西田 豊明, 電子掲示板における記事の自動分類と議論の可視化 - 知的ニュースリーダーの提案 -, 1994 年度人工知能学会全国大会 (第 8 回) 論文集, pp.497-500 (1994).
- [Lenat 90] Lenat, D.B. and Guha, R.V., *Cyc: Toward Programs with Common Sense*, Communications of the ACM, vol.33, No.8, pp.30-49 (1990).
- [Iba 92] Iba, H. and Sato, T., *Meta-Level Strategy Learning for GA based on Structured Representation*, In Proc. of 2nd Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence (1992).
- [伊庭 93] 伊庭 斎志, 栗田 多喜夫, 佐藤 泰介, 構造的遺伝アルゴリズムに基づくシステム同定, 人工知能基礎論研究会 (第 16 回), 人工知能学会研究会資料 SIG-FAI-9301, pp.41-51 (1993).
- [Ivakhnenko 71] Ivakhnenko, A.G., *Polynomial Theory of Complex Systems*, IEEE Tr.SMC, Vol.SMC-1. No.4 (1971).
- [Iwasaki 90] Iwasaki, Y., *On the Relationship Between Model Abstraction and Causality: Variance of Causal Ordering under Abstraction Operations*, In Proceedings of Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence '90, pp.396-401(1990).

- [北村 93] 北村喜文, 竹村治雄, アフジャ ナレンドラ, 岸野文郎, 仮想空間における協調作業支援を目的とした物体間の干渉チェック法に関する検討, ヒューマンインタフェース N&R 8, pp.247-254 (1993).
- [Kuipers 86] **Kuipers,B.J.**, *Qualitative Simulation*, Artificial Intelligence, Vol.29, pp.289-338(1986).
- [桐山 91a] 桐山 孝司, 中村 雅彦, 富山 哲男, 吉川弘之, 定性推論によるモデルの生成と管理, 1991 年度人工知能学会全国大会 (第 5 回) 論文集, pp.269-272(1991).
- [桐山 91b] 桐山 孝司, 中村 雅彦, 吉川 弘之, 設計対象モデル統合化のためのメタモデルの研究, 人工知能学会誌, Vol.6, No.3, pp.116-124(1991).
- [國藤 93] 國藤 進, 発想支援システムの研究開発動向とその課題, 人工知能学会誌, Vol.8, No.5, pp.552-559 (1993).
- [近藤 76] 近藤 次郎, 現象の見方と数学モデルの分類, In 数学モデル - 現象の数式化 - 、丸善出版, pp.19-22 (1976).
- [Kurumatani 90] **Kurumatani,K.**, *Reasoning with Multivariant Qualitative Spaces*, In Proceedings of Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence '90, pp.390-395(1990).
- [Lang 89] **Lang,E.**, *The Semantics of Dimensional Designation of Spatial Objects*, in Berwisch,B and Lang,E. (eds.), pp.263-417 (1989).
- [Lee 89] **Lee,W.W. and Kuipers,B.J.**, *Non-Intersection of Trajectories in Qualitative Phase Space: A Global Constraint for Qualitative Simulation*, In Weld,D.S. and deKleer,J editors, *Readings in Qualitative Reasoning about Physical Systems*, Morgan-Kaufman, pp.268-272(1989).
- [Lee 93] **Lee,W.W. and Kuipers,B.J.**, *A Qualitative Method to Construct Phase Portraits*, Proceedings of The Seventh International Workshop on Qualitative Reasoning about Physical Systems '93, pp.132-137(1993)
- [Lundell 94] **Lundell,M.**, *Qualitative Reasoning with Spatially Distributed Parameters*, Proceedings of The Seventh International Workshop on Qualitative Reasoning about Physical Systems '94, pp.187-196(1994).
- [Marr 81] **Marr,D. and Nishihara,K.**, *Representation and Recognition of the Spatial Organization of Three-Dimensional Shapes*, Proceedings of the Royal Society of London B, Vol.200, pp.269-294 (1981).
- [望月 91] 望月 研二, 岸野 文朗, 言語による 3 次元モデル世界におけるシーン検索・記述, 1991 年度人工知能学会全国大会 (第 5 回) 予稿集, pp.629-632(1991).

- [Mukerjee 89] Mukerjee,A. and Joe,G., *Representing Spatial Relations Between Arbitrarily Oriented Objects*, In Proceedings of The International Workshop on Industrial Applications of Amachine Intelligence and Vision(MIV-89), pp.288-291(1089).
- [中川 88] 中川 聖一, *HMM法による音声認識アルゴリズム*, In 確率モデルによる音声認識, 電子情報通信学会編、コロナ社 (1988).
- [中野 79] 中野 馨, *アソシアトロン - 連想記憶のモデルと知的情報処理 -*, 昭晃堂 (1979).
- [錦 94] 錦 正信, 武田 英明, 西田 豊明, *マルチエージェント系による関連知識の抽出・統合と提示*, 1994 年度人工知能学会全国大会 (第 8 回) 論文集, pp.505-509 (1994).
- [西里 82] 西里 静彦, *質量データ数量化 - 双対尺度法とその応用 -*, 朝倉出版 (1982).
- [西田 87a] 西田 豊明, 堂下 修司, *簡単なパルス回路における不連続変化の定性的解析*, 人工知能学会誌, Vol.2, No.4, pp.501-510(1987).
- [Nishida 87b] Nishida,T. and Doshita,S., *Reasoning with Model Lattices*, in M.Tokoro, Y.Anzai and A.Yonezawa editors, *Concepts and Characteristics of Knowledge-Based Systems*, pp.325-347, Elsevier Science Publishers B.V.(North-Holand),(1989). Selected and Review Papers from the IFIP TC 10/WG 10.1 Workshop Mount Fuji, Japan, 9-12 November(1987).
- [西田 90] 西田 豊明, *定性推論*, 人工知能学会全国大会 (第 4 回) チュートリアル講演テキスト (1990).
- [西田 91] 西田 豊明, 堂下 修司, *2次元区分線形微分方程式の挙動の定性解析*, 人工知能学会誌, Vol.6, No.4, pp.545-579(1991).
- [西田 93a] 西田 豊明 著, *定性推論の諸相*, 朝倉 AI ライブラリ 1, 朝倉書店 (1993).
- [西田 93b] 西田 豊明, *3次元相肖像の準記号表現の自動生成*, 人工知能学会研究会資料 SIG-FAI-9301-5(6/11), pp.33-40(1993).
- [Nishida 93c] Nishida,T, *Generating Quasi-symbolic Representation of Three-Dimensional Flow*, Proceedings of The Seventh International Workshop on Qualitative Reasoning about Physical Systems '93, pp.173-182(1993).
- [西田 94] 西田 豊明, *情報中心の人工知能と知識コミュニティ*, 電子情報通信学会信学技報, AI94-50 (1994).
- [西本 94] 西本一志, 安部伸治, 宮里勉, 岸野文郎, *連想記憶を用いた発散的思考支援システムにおける提供情報の分野制御の試み*, 計測自動制御学会 第 15 回システム工学会研究会「発想支援技術」(於 東京工業大学百年記念館), pp.17-24 (1994).

- [西本 95] 西本一志, 安部伸治, 間瀬 健二, 不特定分野の自由展開型対話における話題転換のリアルタイム検出, 情報処理学会 自然言語処理研究会 自然言語処理の応用に関するシンポジウム = ネットワーク時代の自然言語処理 = (1995).
- [Noma 95] Noma,H., Kitamura,Y., Miyasato,T. and Kishino,F., *Multi-Point Virtual Space Teleconferencing System*, IEICE Trans. Commun., Vol.E-78-B, No.7, pp.970-979 (1995).
- [大谷 93] 大谷淳, 北村泰一, 竹村治雄, 岸野文郎, 臨場感通信会議における3次元顔画像の実時間表示, 信学技報, HC92-61, pp.23-28 (1993).
- [Pentland 86] Pentland,A.P., *Perceptual Organization and the Representation of Form*, Artificial Intelligence, vol.28, pp.293-331 (1986).
- [Ramachandran 94] Ramachandran,S., Mooney,R.J. and Kuipers,B.J., *Learning Qualitative Models for System with Multiple Operating Regions*, Proceedings of The Seventh International Workshop on Qualitative Reasoning about Physical Systems '94, pp.212-223(1994).
- [Sacks 90] Sacks,E.. *Automatic Qualitative Analysis of Dynamic Systems Using Piecewise Linear Approximations*, Artificial Intelligence, Vol.41, pp.313-364(1990).
- [杉山 93] 杉山 公造, 収束的思考支援ツールの研究開発動向 - KJ法の支援を中心として -, 人工知能学会誌, Vol.8, No.5, pp.575-582 (1993).
- [志和 95] 志和新一, 岸野文郎, 臨場感通信会議のための広視野立体表示, 信学技報, IE94-112 (1995).
- [Struss 89] Struss,P., *Problems of Interval-Based Qualitative Reasoning*, In Weld,D.S. and deKleer,J editors, *Readings in Qualitative Reasoning about Physical Systems*, Morgan-Kaufman, pp.288-305(1989).
- [角 95] 角 康之, 思考空間の可視化によるコミュニケーション支援システム CSS, 信学技報 TL95-6, pp.11-22 (1995).
- [武田 94] 武田 英明, 飯野 健二, 西田 豊明, 知識コミュニティ kc0 における知識共有メカニズム, 人工知能学会全国大会 (第8回) 論文集, pp.279-282 (1994).
- [竹下 92] 竹下 敦, “対話のインタラクション構造を用いた話題の認識”, 情報処理学会研究技術報告 87-10, pp.75-82, 1992.
- [Takemura 92] Takemura,H and Kishino,F., *Cooperative Work Environment Using Virtual Workspace*, CSCW 92 Proceedings, pp.226-232 (1992).
- [竹村 94] 竹村 治雄, 岸野 文郎, 仮想環境の共有による協調作業とヒューマインタフェース, O plus E, No.179, pp.127-141 (1994).

- [Tanaka 94] Tanaka,H. and Tsumoto,S., *Qualitative Reasoning of a Temporally Hierarchical System Based on Infinitesimal Analysis*, Proceedings of The Seventh International Workshop on Qualitative Reasoning about Physical Systems '94, pp.266-275(1994).
- [Terzopoulos 91] Terzopoulos,D., *Dynamic 3d Models with Local and Global Deformations: Deformable Superquadrics*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.13, No.7, pp.703-714 (1991).
- [Tijerino 93] Tijerino,Y.A and Mizoguchi,R., *MULTIS II: Enabling End-Users To Design Problem-Solving Engines Via Two-Level Task Ontologies*, in Aussenac,N., Boy,G., Gaines,B., Linster,M., Ganascia,J.G. and Kodratoff,Y. (eds), *Lecture Notes in Artificial Intelligence 723-Knowledge Acquisition for Knowledge-Based Systems-*, Springer-Verlag, pp.340-359 (1993).
- [Tijerino 94] Tijerino,Y.A, Abe,S., Miyasato,T. and Kishino,F., *What You Say Is What You See, -Interactive Generation, Manipulation and Modification of 3-D Shapes Based on Verbal Descriptions-*, Artificial Intelligence Review Journal, Vol.8, No.2, pp.123-142 (1994).
- [Tijerino 95] Tijerino,Y.A., Abe,S. and Kishino,F., *Intuitive Graphic Representation of Mental Images in a Virtual Environment through Natural Language*, to be published in *Proc. of AAAI Fall Symposium Series*, Cambridge, Mass., November (1995).
- [ティヘリノ 95] ティヘリノ ジュリ, 安部伸治, 宮里勉, 岸野文郎, 仮想環境を利用した2レベルオントロジーに基づくメンタルイメージの可視化, 電子情報通信学会論文誌 D-II マルチメディア特集論文(投稿中).
- [Weld 89] Weld,D.S. and de Kleer,J editors. *Readings in Qualitative Reasoning about Physical Systems*, Morgan-Kaufman (1989).
- [Timothy 75] Timothy,L.K. and Bona,B.E. 著, 飯田睦彦 訳, 制御系の基礎理論, pp.401-406, 東海大学出版会 (1975).
- [渡部 91] 渡辺 勇, 発想的思考の計算機支援、発想支援システムの構築に向けて, 国際研シンポジウム報告書, pp.322-337 (1991).
- [Hori 90] Hori,K. and Ohsuga,S., *Toward Computer Aided Creation*, Proc. of PRICAI'90, pp.607-612 (1990).
- [横井] 横井俊夫, 末松博, EDR の研究成果と今後の展開について, *AAMT Journal*, No.10, pp.44-50.
- [吉川 92] 吉川 肇, 大和田 勇人, 溝口 文雄, 定量情報からの定性物理モデルの帰納学習, 1992 年度人工知能学会全国大会 (第 6 回) 論文集, pp.249-252(1992).

[吉田 94]

吉田美寸夫, ティヘリノ ジュリ, 安部伸治, 岸野文郎, マルチモーダル
3-D 形状編集システムの実現, 94 信学秋 A-165 (1994).