システム制御情報学会論文誌, 4 巻, 7 号, pp. 259~266 (1991)

複雑な構造をした非線形システムの同定を目的としたニューラルネットワーク

近藤 正

本研究では、構造が複雑でしかもその物理構造がよくわからない非線形システムの同定問題に対して、対象システムから得られる入出力データを用いて学習を繰り返すことにより、そのシステムの特徴をネットワークの内部に記憶保存させることができるニューラルネットワークを構成し、従来から用いられてきた統計的非線形システム同定手法 (GMDH 手法) との比較を行ない、その有効性を明らかにする。

システム制御情報学会論文誌, 4 巻, 7 号, pp. 267~276 (1991)

定性ネットワークモデルとそのシミュレーションアルゴリズム

堂園 浩・石田 好輝・得丸 英勝

プラントなどの大規模物理系に対する、定性シミュレーションアルゴリズムを開発した。プラントのような大規模物理系においては、状態変数が多く複雑に作用しあうため、数値的なシミュレーションは不可能であったり、数式に基づくモデルが得られない場合がある。そのため、本論文では、変数間の作用関係をアークとする定性ネットワークモデルを用い、ネットワーク上での定性シミュレーションについて考察した。そのアルゴリズムは基本的には deKleer のアルゴリズムを定性ネットワーク上で応用したもので次に述べる特徴を持つ。(1) 値伝播を静的伝播と動的伝播に分けることで定性シミュレーションに特徴的な分岐の数を減らした。(2) 静的伝播に伴う決定不能な変数と発生をバランス機能により抑えた。(3) ネットワーク上で一貫性を保ちながら値伝播を行なうことができる。

システム制御情報学会論文誌, 4 巻, 7 号 pp 277~285 (1991)

制御を前提とした設計手法とその車両操舵機構への応用

河辺 徹・得丸 英勝

機械システムの設計において、従来行なわれている手順では、制御性からの要求により機械要素の値を決定できないという点に問題があると思われる。そこで、制御を前提として機械システムを設計する手法を提案する。

本手法では、機械設計に対する評価規範として、入力偏差による評価を行ない、この結果と制約条件に基づいて機械要素の値などを決定する。さらに、この手法を自動車の操舵システムの設計に応用した。

システム制御情報学会論文誌, 4 巻, 7 号 pp. 286~293 (1991)

拡散需要を伴う生産管理システムの最適制御

土肥 正・海生 直人・尾崎 俊治

従来の生産管理システムに関する多くの研究は、不確実性下での需要量を時間と独立な確率変数として取り扱ってきた。これに対し、本論文では需要量が Markov 拡散過程に従う場合の生産管理システムについて議論する。最適生産量を解析的に導出する手法として、確率制御の手法が用いられる。本論文の主な目的は、従来の決定論的モデルを確率場に拡張し、さらに需要分布の形状の違いによる生産管理システムの制御特性を明確に示すことである。

システム制御情報学会論文誌 4 巻, 7 号, pp. 294~301 (1991)

協力環境下での学習オートマトンの集団モデル

銭 飛・平田 廣則

複数の目標が存在する最適制御においては、制御システムは、これらの目標の実現を目指す複数の制御者からなる。複数の制約条件のもとで環境の変動が事前に予知できない場合に、競争的あるいは協力的に共存している各々の制御者が、ある種の集団行動を形成する現象は社会システム、経済システムなどの中でよく見られる。ゲーム理論の立場から見れば、このようなシステムは協力、非協力ゲームに帰着される。

本研究では、このような複数の目標のもとで動作しているシステムの最適化問題を取り上げ、複数の静的なランダム環境 (教師) 下で動作している学習オートマトンの集団モデルについて考察し、モデルの定義、評価基準などを与え、ランダム環境に適応するための各オートマトンの強化法の構築方法を示す。

集団モデルとしては、種々のタイプが考えられるが、本文では、とくに、協力環境下での非協力ゲームのモデルについて考察し、このモデルの静特性および動特性を議論したうえで P-model と S-model の二つのタイプの学習オートマトンに対応できる強化法を提案する。また、強化法の収束性の証明を与え、簡単なシミュレーション例を用いて、それを検証する。

論 文

定性ネットワークモデルとそのシミュレーション
アルゴリズム*

堂 園 浩**・石田好輝***・得丸英勝****

On the Simulation Algorithm for Qualitative Network Model*

Hiroshi DOUZONO**, Yoshiteru ISHIDA*** and Hidekatsu TOKUMARU****

We propose an algorithm for qualitative simulation of the large scaled physical systems such as plants. Such systems are often complicated for numerical simulation, thus the qualitative simulation is often used for analysis. We use the qualitative network model and implement a simulation algorithm modified for the qualitative network. This algorithm has three important features: (1) deviation of the propagation into two types, dynamic propagation and static propagations (2) balancing mechanism to avoid the undefined values, (3) rules for keeping consistencies on the network model.

1. 緒 言

物理系などの解析の手法の一つとして定性シミュレーションと呼ばれる方法がある。定性シミュレーションとは物理系を定性的な知識表現によるモデルで作成し、シミュレーションを進めて行くことで物理系の解析を行なう手法である。その応用範囲としては、プラントのような大規模な物理系を解析し、故障診断のための知識を獲得するなどが考えられる¹⁾。プラントの解析を定量的な方法で行なう場合、多数の状態変数が作用しあうため、複雑な微分方程式の系を扱わなければならない。また、状態変数間の関係が正確な微分方程式として得られない場合もあり、定量的な方法では解析が困難になる。そこで、定性的なモデルを用いて、簡単な記号の処理のみによりシミュレーションを行なう方法が有効になる。また、シミュレーションのモデルの獲得の点でも、正確な数式モデルが必要でないため、より簡単になる。

定性シミュレーションに関する研究において、そのモデルの記述法は、知識の記述性、およびシミュレーションの実行法に重要な関わりを持つ。これまで行なわれて

きた研究では、主に定性方程式が記述モデルとして用いられてきた²⁾。この方法では、実際の数値を扱う方程式を変換して定性方程式を作成するため、シミュレーションの対象が方程式として記述されている必要がある。しかし、前に述べたようにプラント等の大規模な系では、対象の方程式を得ることは難しい場合がある。また、方程式自身が、プラントの構造と直接に結び付いているのではなく、プラント全体を物理系として表わすものであるため、プラントの構造的知識から直接に、方程式のモデルを得ることは困難である。そこで、本研究では、定性ネットワークモデルを用い、その構成とネットワーク上での定性シミュレーションについて考察した。定性ネットワークモデルは、モデル化対象に含まれる変数をノードとし、その間の物理的な作用をアークで表現したもので、定性方程式よりプラントなどの物理的な構造に近く、直感的なモデルの構築が可能である。また、実際のモデル構築にはオブジェクト指向アプローチに基づく記述言語を用意しており、モデルの記述性を高めている。ただし、ここで扱う定性ネットワークは、主に線型のシステムをモデル化の対象とし、一部の非線型要素の記述も可能なものとする。

本論文で扱う定性シミュレーションは、解析対象とするシステムの外乱に対する状態変化の解析を目的とする。つまり、ネットワークでモデルを表現し、ネットワーク上で外乱を前向きに値伝播を行なうことでシミュレーションを進めていく。ここで、値伝播を線型なものに限ると、

* 原稿受付 1990. 5. 14

** 熊本大学 工学部 Kumamoto University, 2-39-1, Kurokami, Kumamoto-city 860, JAPAN

*** 京都大学 工学部 Kyoto University, Yoshida-honmachi, Sakyo-ku, Kyoto 606, JAPAN

**** 京都大学 工学部 (現, 立命館大学 理工学部)

Key Words : qualitative reasoning, physical model, plant model, qualitative simulation, knowledge engineering.

値伝播はある変数における時間的な値変化を表わす動的伝播と、その変化にともなう他の変数の値変化をあらわす静的伝播に分けて処理が可能であり、時間的な状態変化をおこす動的伝播の選択の方法が単純になる。また、非線型な伝播に関しては、決定可能な値のみ伝播させることで部分的に表現し、値の収束などの特殊な場合のみ検出するものとする。従来の方と比べると、Kuipers (1983)⁴⁾の定性シミュレーションの方法では、本論文の方法と同じくネットワーク上での伝播を用いシミュレーションを行なうものであるが、モデル構築の手法、シミュレーションの方法は異なる部分が多い。また、このアルゴリズムでは、定性値の物理的な一貫性を保つために、deKleer (1984)の方法で用いられている規則をネットワーク上のシミュレーションのために応用したものをを用いている。また、本研究で作成したシステムではオブジェクト指向アプローチに基づき各部分ごとにモデルを作成し、それを結合させて全体を構成する枠組みを用意している。そのための結合時の伝播規則に対する考察も行なった。

本論文では2.で、モデル化に用いる定性ネットワークを、3.でそのシミュレーションの方法の概略を述べる。そして、4.ではネットワークの一貫性まで考えたシミュレーションについて述べ、5.でdeKleer, Kuipersの方法との比較を行ない、6.で例題を示す。

2. 定性ネットワークモデル

定性ネットワークでは対象となるシステムの各状態変数をネットワークのノードで、変数間の物理的な関係をアークで表わすものとする。ただし、すべての変数はある一点の値を基準値として持ち、すべての変数が基準値にあるとき、またその時に限り、そのシステムは定常状態にあるものとする。

フロー構造を表わす基本モデルでは変数はその主値と1階から n 階までの微分値を、次のように定性的な形式で持つ。

- 0 値が0あるいは基準値
- + 値が正あるいは基準値より大
- 値が負あるいは基準値より小
- ? 値が決定不能

ただし、0は値が0あるいは基準値の1点を表わすものとし、ある領域を持つようなものは扱わない。また、階数については理論上の制限はないが、試作したシミュレータでは、4階の微分値まで計算に用い、2階の値までを表示するものとした。これは、モデルの変数値、変数の変化の状態、およびグラフの凹凸までを検出することを考えると2階微分値まで必要であり、2階微分値まで

正確に求めるには、4階微分値ぐらいまで必要であると考えたためである。

変数の値は、主値、1階微分値、2階微分値のように、順に並べたベクトル形式で、次のように表記する。

$$\text{FlowIn} = (0, +, -, +)$$

アークは変数間の物理作用を表わし、次のような属性をあたえる。

(1) 作用の種類

- ① 線型に正の作用 + 線型に負の作用 -
- ② 値が等しい =
- ③ 入力値がすべて0のときのみ0を伝播し、その他の場合は決定不能 ?
- ④ 値の絶対値 (負の絶対値) を伝播 ++ (--)
- ③, ④は線型の作用(+, -)のみでは表現できない非線型の作用を表わすのに用いる。

また、作用の種類は、変数のすべての階数に対して共通に与える場合と、各微分階数に別々に与える場合があり、基本的には、線形の作用の場合はすべての階数間で共通とし、非線形の場合は別々に与える。これは、定性方程式において、線形のシステムを表わす式は何度微分しても、同じ階数差を持つ変数間の関係は変化しないが、非線形の場合には、式の変形が起こり階数差のみでは関係が定義できないためである。

(2) 階数差 入力の変数から出力の変数への作用の微分値の階数の差を整数値で与える。ただし、今回作成したシステムでは変数の微分階数は4階までなので、あまり大きな数は意味がなく、2階差ぐらいまでが適当である。

実際のモデル作成の例を示す。まず、系の微分方程式が得られる場合には、微分方程式に現れる変数および微分値間の関係をそのまま定性ネットワーク変換する。次の方程式に対しては、Fig.1のようなネットワークが作成される。

$$a \cdot \frac{d^2 x}{dt^2} + b \cdot \frac{dx}{dt} + c \cdot x = y$$

(ただし、 $a > 0, b > 0, c > 0$)

まず、微分階数が最大の要素 (この場合は $d^2 x/dt^2$) に注目し、それに関する他の要素からの作用をアークで記述する。ここでは、 dx/dt からの作用が階数差1で負の作用 (arc 1), x からの作用が階数差2で負の作用

Fig. 1 Qualitative network for sample equation

(arc 2), y からの作用が階数差 2 で正の作用 (arc 3) となる。

微分方程式を用いずに、物理モデルから直接に作成する場合は、アークを用いて物理系の各変数の関係を記述していく。例としては、Fig. 2 (1) のようなタンクのモデルについて定性モデルを作成するものとする。まず、変数としてはパイプからの流入量 FlowIn, タンクの水位 Level, タンクからの流出量 FlowOut が考えられる。それぞれの変数間の作用について考察すると、流入量はタンクの水位を増加させるが、水位は積分として現れるので、FlowIn から Level へ階数差 1 で正の作用、同じく流出量は減少させるので FlowOut から Level へ階数差 1 で負の作用となる。また、水位が上がると流出量はほぼ比例して増えると考えられるので、Level から FlowOut への正の作用とし、Fig. 2 (2) のようなモデルが得られる。ここでさらに、Level と FlowOut の間の関係として、次の式が得られたとする。

$$\text{FlowOut} = a \cdot (\text{Level} + b)^{1/2}$$

この式は FlowOut と Level の主値間の関係を表わしている。この場合、非線型要素 $\sqrt{\quad}$ が含まれるため、微分値に関しては別に関係を求める必要がある。

$$\begin{aligned} d \text{FlowOut} / dt &= a / 2 \cdot (\text{Level} + b)^{-1/2} \cdot d \text{Level} / dt \\ d^2 \text{FlowOut} / dt^2 &= -a / 4 \cdot (\text{level} + b)^{-3/2} \cdot (d \text{Level} / dt)^2 \\ &\quad + a / 2 \cdot (\text{Level} + b)^{-1/2} \cdot d^2 \text{level} / dt^2 \end{aligned}$$

(Level + b) の符号変化はないので、1 階微分値間には正の作用、FlowOut の 2 階微分値へは Level の 1 階微分値から絶対値で負の作用、Level の 2 階微分値からは正

の作用となり、Fig. 2 (3) のモデルが得られる。ただし、変数内の小円はそれぞれ主値および微分値を表わす。このモデルは、この系に対する次の方程式から作成したものと一致する。

$$\begin{aligned} d \text{Level} / dt &= c \cdot (\text{FlowIn} - \text{FlowOut}) \\ \text{FlowOut} &= a \cdot (\text{Level} + b)^{1/2} \end{aligned}$$

このように定性ネットワークモデルは系の微分方程式から、あるいは、系の持つ変数間の物理的な関係の記述の両方から作成することができるが、本論文が目的とするモデル化の方法は主に後者の方法である。つまり、プラントなどの物理系に対し、まず、基本的な要素（タンク、パイプなど）のモデルを作成する。この段階では、ある程度は微分方程式なども利用できるため、微分方程式から定性ネットワークを作成することも考えられる。しかし、実際の要素は基本的なものばかりではないので、つぎに、そのモデルを基に、種々の作用を行なう変数、アークを加えることで、実際のプラントに存在する要素に対応するモデルを作成する。この段階では、定性方程式よりも定性ネットワークの方が直感的にわかりやすく、記述が容易になる。そして、それらを結合し組み合わせることで全体のモデルを作成する。このようなモデル化においては、方程式による記述よりも、定性ネットワークモデルの方が、むいていて考えられる。

また、実際に作成したシステムでは、定性値に関しては大きさのオーダー付けによる表現、領域を持つ基準値の処理、作用アークに関しては、作用の優先度、作用の大きさのオーダー付け、作用の伝播の遅れ時間の表現などを含むものであるが、本論文では触れない。

ここで、定性ネットワークモデルのモデルに対する条件をまとめておく。(1) 基本的には線形のシステムであり、一部にのみ非線形の部分を含む、(2) モデルは変数間の作用をアークで表わしたものをを用いる、(3) 各変数は 1 点の値を基準値として持ち、すべての変数が基準値の時、かつその時に限りシステムは定常状態にある。

次節以降では、このような定性ネットワークモデルにおける定性シミュレーションのアルゴリズムについて述べる。

3. 定性シミュレーション

定性ネットワークは、すべての定性値が 0 の時には定常状態である。本論文で対象とする定性シミュレーションは、その定常状態に対し何らかの外乱を加え、その全体への伝播の状況および収束の可能性などを解析するのである。この章以降でその値伝播のアルゴリズムについて述べる。

Fig. 2 Qualitative network model for buffer tank

3.1 基本伝播規則

定性ネットワークに対して、ある変数に外乱を加え、その値を伝播させることで定性シミュレーションが行なわれる。定性ネットワーク上の値伝播は、値をアークにより伝播させる静的伝播と、変数内の値の動的な変化を扱う動的伝播に伝播を分けられる。動的伝播は系の時間変化を発生させるもので、実際にはいずれかの微分値をその一階下の値の変化方向として伝播を行ない、変化に時間を要するものと時間を必要としないものがある。静的伝播は、初期値の設定や動的伝播の発生に伴う変数(微分値も含む)の値変化を、他の変数に伝播させるもので、実際にはネットワークのアークで結合された変数(自分自身の場合もある)に対し、同じ階数の値あるいはより高階の微分値の変化として処理される。また、静的伝播はアークで結合された複数の変数および微分値の同時変化を表わすものであり、変化に時間を必要としない。全体的には、動的伝播が状態変化を起こす引き金となり、静的伝播で全体のバランスをとるということになる。定性シミュレーションは、動的伝播とそれに伴う静的伝播、および、それらの値変化に伴う動的伝播の検出を繰り返し実行することで、進められる。次にそれらの実行について述べる。

(1) 静的伝播

静的伝播は次の静的伝播規則により実行される。

(a) 静的伝播規則

ある変数において n 階 ($n \geq 0$) の値が変化したとき、次の静的伝播規則により伝播を行なう。

(a-1) 作用が+のアークに対しては、その値をそのまま出力側の変数へ伝播し、作用方向が-の時は、符号を反転して伝播する。作用が++(--)のアークに対しては、その入力(負)の絶対値の伝播を行なう。作用が?のアークに対しては、値0の時のみ0をそうでない場合は?を伝播する。ただし、値?を伝播する場合はどのようなアークの場合でも、?が伝播される。

(a-2) 階数差は、階数差の分だけ伝播させる変数の階数を増やして伝播する。つまり、階数差が m の時は、出力側の変数の $n+m$ 階の値に伝播される。

(a-3) 変数への入力アークが一つのみときは、そのアークにより伝播された値が、そのまま変数値になる。変数が複数の入力アークを持つときは、その値はすべてのアークにより伝播される値の和となる。定性値の和の値は、Table 1 に基づく定性演算により決定される。

(a-2) において、階数差が0でない場合は主値から微分値、あるいは、微分値からより高階の微分値への伝播が行なわれ、次に述べる動的伝播の発生源となる。

Table 1 Qualitative addition $A+B$

$A \backslash B$	-	0	+	?
-	-	-	?	?
0	-	0	+	?
+	?	+	+	?
?	?	?	?	?

(2) 動的伝播

微分値はその一つ低階の値の変化量になるため、その値が定量値におけるしきい値に達した時、定性値に変化を起こす。たとえば、 $V=(+, -, 0)$ の場合、1階の値“-”が主値(0階)の“+”に減少の作用をし、 $V=(0, -, 0)$ となり、さらに $V=(-, -, 0)$ と変化する。動的伝播は次の動的伝播規則により処理される。

(b) 動的伝播規則

(b-1) 動的伝播が発生すると定性値が+, -, ? の微分値は、一つ低階の値に同じ方向の作用を行なう。その作用結果は Table 2 に従う。

Table 2 Dynamic propagation

$x \backslash dx$	-	+	?
-	-	0	?
0	-	+	?
+	0	+	?
?	?	?	?

(b-2) 動的伝播の際に変化した値は、変化直後に静的伝播を行ない、他の変数を変化させる。

ただし、微分値の値が0以外の値であっても、必ずしも次のステップで Table 2 に定義された動的伝播が発生するとは限らず、次ステップで必ず Table 2 で示す値になるという意味でもない。これは、後に述べるネットワークの一貫性などの条件により、発生可能な動的伝播が限定されるからである。(b-2) の処理により、結合された複数の変数において同時に発生すべき値変化の一つの動的伝播からの静的伝播により実行する。

また、定性値+, -, 0 の中で0のみが1点を表わすという特異性から次の規則が成り立つ。

(c) 0の瞬時性 (instant change rule)

定性値0へ動的伝播は、同じ微分値からの作用により、定性値0は瞬時で通過する。つまり、定性値0は1点の値を表わすため一つ高階の微分値が0でない場合は、その作用により0から移動することになる。

実際には、0 を静的伝播させた直後に動的伝播を繰り返す、0 点を通過させる。ただし (b-2) を用いて、0 の静的伝播により微分値が変化し、動的伝播が発生しない場合もある。

動的伝播は、微分値が 0 でないすべての変数で発生する可能性があるが、それらはすべて独立ではない。そのため次の規則で独立に発生できる動的伝播を決定し、それに従属する動的伝播は静的伝播で処理するものとする。

(d) 動的伝播発生決定規則

次の (1), (2), (3) の三つの場合に、独立な動的伝播が新たに発生する。

(1) 静的伝播によりフローの合流点において、微分値が 0 以外の値に変化した場合

(2) 0 階の値からの静的伝播により微分値が 0 以外の値に変化した場合

(3) 上位オーダの微分値からの動的伝播により微分値が 0 以外の値に変化した場合

これらの規則は最も基本となる伝播規則であり、これらのみでは静的伝播における +, - の競合が多数発生し決定不能の変数が多くなってしまふ。そのため次節にのべる動的バランス則を付け加える。

3.2 動的バランス則

動的バランス則は、動的伝播発生決定規則の拡張で、変数に入力される定性値の大きさのバランスを考えて、動的伝播を発生させるものである。動的伝播にともなう静的伝播により？が発生した状態の例を Fig. 3 に示す。

Fig. 3 Conflict between two variables

ここで、FlowIn の 0 階の + の作用と、FlowOut の 0 階の + の負の作用が Level の 1 階への作用で競合し、？が発生する。しかし、FlowOut の + は 1 階の + からの動的伝播により発生したものとすると、0 点を通過した直後の + であり、さらに増加を続けることで FlowIn の + とバランスし、その時点で Level の 1 階の値は 0 に変化するはずである。このような変化を実現するのが動的バランス則である。

(e) 動的バランス則

ある変数の階数 n に対し、動的伝播の結果の静的伝播を行ない n 階の変数値において + と - の入力が競合するとき（？になるとき）、次の処理を行なう。

(1) 競合する +, - がともに、このステップでの動的伝播によるものであれば決定不能(?)とする。

(2) n が打ち切り階数のときは、変数値を変化させずにそのまま終了する。

(3) 同じ変数に対し $n+1$ 階の値を決定する。

(4) n 階の変数値に対し、(3) で決定された $n+1$ 階の変数値によって、動的伝播をセットする。

(1) の場合はどちらの値も変化直後の値であり、値は決定できず、動的バランス則は働かない。また、(3) において、 $n+1$ 階の値を決定する際に再帰的に呼び出しが発生する場合もある。再帰的に実行された場合は $n+1$ 階と n 階のどちらを先にバランスさせるかで実行結果は異なる場合がある。実際には、ここでどちらかを選んで実行することになるが、後に述べるネットワークの一貫性により実行順序が一意に定まる場合もある。

これまでの規則を用いた定性シミュレーションの実行のアルゴリズムを Fig. 4 に示す。また、Fig. 2 (2) のネットワークに対する実行例を次に示す。ただし、初期条件としては、FlowIn = (+, 0, 0) を与えた。

step 1	rule
FlowIn (+, 0, 0)	(1)
Level (0, +, 0)	(a) (d) (2)
Set Level (0)-DP	(3)
FlowOut (0, +, 0)	(a) (4)
Level (0, +, -)	(a) (d) (5)
Set Level (1)-DP	(6)
FlowOut (0, +, -)	(a) (7)
Level (+, +, -) Execute (3) (c) (b)	(8)
FlowOut (+, +, -)	(a) (9)
Level (+, +, -)	(a) (e) (10)
Set Level (1)-Balance-DP	(11)
step 2	
Level (+, 0, -) Execute (11) (b)	(12)
FlowOut (+, 0, -)	(a) (13)
Level (+, 0, 0)	(a) (14)
FlowOut (+, 0, 0)	(a) (15)

ただし、DP は動的伝播、Balance は動的バランスの発生を表わし、rule の欄は値変化あるいは動的伝播の発生に用いられたルールが示されている。この変数の変化は、2 階の値までみても実際の値変化に適合している。また、この例は平方根という非線型要素を含むものであるが、非線型要素が含まれる場合でも、単純な収束を行なうものなどは検出できる場合がある。今回扱っている感度解析としての定性シミュレーションでは外乱が収束するかなどの判定が多く、収束の検出が可能なことは重

Fig. 4 Qualitative simulation algorithm

要となる。

4. 伝播の実行の制限

これまで述べてきた規則のみでシミュレーションを実行すると、物理的に起こりえない定性値の組み合わせが発生する。定性方程式に基づく定性シミュレーションでは定性方程式を拘束条件として、そのような解を排除している。本章では定性ネットワーク上での拘束条件となる伝播の一貫性について述べる。

4.1 伝播の一貫性

定性方程式における式の拘束条件は、定性ネットワークでは変数への入力アークに対する拘束条件となる。この拘束条件を入力の一貫性と呼び次のように定義する。

【定義1】入力の一貫性

n 階以下の階数差の入力アークを持つ変数の n 階の

値において、すべての入力の定性値としての和が、その変数の定性値となりうる時、 n 階の入力の一貫性が満たされるとする。

定性値の和は、基本的には Table 1 により決定されるが、その値が?になる場合はどの定性値にもマッチ可能なため、いずれの値でも一貫性は満たされる。また、 n 階の変数値に対して、 $n+1$ 階以上の階数差の入力アークが存在するときは、そのアークからの入力は評価できないため、その階数での一貫性は定義されない。たとえば 2 階の入力アークをもつ変数においては 1 階と 0 階の入力の一貫性は定義されず、2 階以上の値のみに定義される。

入力の一貫性に関しては、次の規則が成り立つ。

(f) 伝播の一貫性

ある変数の n 階の値において伝播（動的伝播、静的伝播）が発生するには、次の条件のいずれかが満たされる必要がある。

- (1) 注目する伝播による n 階の変数値の変化が、その変数の n 階の入力の一貫性と、その変数から出力されるアークに結合された変数における入力の一貫性を満たしている。
 - (2) 注目する伝播による n 階の変数値の変化を静的伝播させることにより、ネットワーク全体で変数の一貫性が満たされる。
- (ただし、(1)、(2)とも一貫性が定義される階数のみで評価する。)

(1) が満たされる場合は、その変数における伝播後の値において一貫性が満たされる状態である。Fig. 5 (1) では A の 0 階の値が 0 から +

に変化しても一貫性は満たされている。それに対して、(2) の場合は結合された複数の変数が同時に変化することで、一貫性が満たされる場合であり、それを静的伝播により実現する。静的伝播が行なわれる前の状態は中間的な遷移状態であり、物理的には許されない状態である。Fig. 5 (2) では A の値が + から 0 に変化すると B の入力の一貫性が満たされなくなる。そのため変化後の値 0 を静的伝播させることにより B の値も変化させる。deKleer³⁾ の方法では、時間変化はあらかじめ作成され

Fig. 5 Consistent dynamic propagations

た矛盾のない変数の組の間で発生するが、本論文で述べる方法では、伝播の過程では矛盾状態を許し、静的伝播により矛盾を解消するという方法を用いている。

伝播の一貫性規則 (f-2) では、他の変数で同時に発生する動的伝播による変化を静的伝播を用いて表わすため、その静的伝播による変化が、伝播された変数における動的伝播に対応する必要がある。このことを定性ネットワーク上の条件に置き換えると、次のようになる。

(g) 変化方向の同一性

動的伝播により発生した、変数 A における n 階の値の変化を、アークで結合された変数 B の m 階の値に静的伝播させるには次の条件が満たされなければならない。

(1) アークの作用が+の時

A の $n+1$ 階の値が B の $m+1$ 階の値の等しい。

(2) アークの作用が-の時

A の $n+1$ 階の値と B の $m+1$ 階の値の符号が互いに逆。

(3) アークの作用が?の時

B の $m+1$ 階の値が0以外

(4) アークの作用が++(--)の時

A の $n+1$ 階の値の絶対値(負の絶対値)が B の $m+1$ 階の値に等しい。

または、変数 B の $m+1$ 階の値が?である。

Fig. 6 では、この規則を用いて A の変化を伝播可能な変数とそうでないものを示している。ただし、 m が打ち切り階数の場合は、変化方向を決定不能なため、いつでも伝播可能とする。

Fig. 6 Possible static propagations

また、同じく動的伝播による変化は連続した値変化であることから、次の規則が成り立つ。

(h) 連続性規則

ある変数における動的伝播の実行に伴う静的伝播により、他の変数において不連続な変化が発生してはならない。不連続な変化とは、変数の値が+から-、あるいは-から+へ、0を通過せずに変化するものである。

deKleer³⁾の方法では動的伝播に伴う変数とその微分値の連続性に注目しているが、定性ネットワークでは状態

遷移は一つの動的伝播とそれに伴う静的伝播から発生するため、静的伝播の連続性にも注目する必要がある。ただし、打ち切り階数の値に対しては変化方向の同一性と同様に連続性は考慮しない。これは打ち切り階数の値に対しては動的伝播が定義できないためである。また、(h) から次の規則が導かれる。

(h-1) 連続性規則 (2)

変数 A で発生した動的伝播に伴う静的伝播で、変数 B に不連続な変化が発生するとき、変数 B における動的伝播が変数 A のものより先行する。この規則は不連続な変化が発生した場合に、その伝播を行なうための前提条件となる伝播を決定できる。

また、ある変数における動的伝播に対して、(g), (h) が満たされ静的伝播が可能な状態であっても、静的伝播を行なわなくても伝播の一貫性が満たされている場合は、その静的伝播は必要としない。このような場合はその変数における動的伝播がそのまま継続することになる。つまり、動的伝播と静的伝播の関係は次の三つが考えられる。

(1) 動的伝播の結果が静的伝播可能であるが、必ずしも必要としない。

(2) 動的伝播の結果が静的伝播可能で、かつ必要とする。

(3) 動的伝播の結果は静的伝播不可能である。

実際の定性シミュレーションの際には、この三つの場合に応じて、処理を行なう必要があり、その場合分けをこれまで述べてきた (f)-(h) の規則で行なうことが可能である。

これまで述べてきた規則は、Fig. 4 のアルゴリズムの中で動的伝播および静的伝播を実行する際に用いられ、それに関連する規則を満たす伝播のみが実行される。

4.2 変数の結合とブロック化

実際の定性ネットワークの作成には、各コンポーネント(パイプ、タンク等)ごとにモデルを作成し、それらの結合により全体を構築する枠組みを与えている。そのため一つの変数値を示す変数が結合部において分割される場合があり、変数の一貫性を見直す必要がある。たとえば Fig. 7 のような場合を考えてみる。変数の一貫性のみを考えた場合、変数 A は+のみ、変数 B は-のみの入力であり、一貫性は満たさない。しかし、実際には変数 A, B は双方向アークにより結合されており、一つの変数が二つに分割されたものであり、 A, B 全体に対して

Fig. 7 Connected variables

Fig. 8 Variable block configuration

+, - が入力されていると考えられる。今回作成したシステムにおいてはコンポーネント間の結合は、このような双方向アークを用いて変数を結合することで実現している。そのため、双方向アークを用いた結合については、一貫性の定義を見直す必要がある。そのために変数ブロックという概念を導入する。次に変数ブロックの定義を示す。

【定義2】変数ブロック

互いに同じ作用を持つ双方向アークにより結合された変数の集合を変数ブロックとして定義する。

さらに、変数ブロックに基づく伝播規則を加える。

(i) 変数ブロックに基づく伝播規則

変数ブロックによりブロック化されている変数に対しては、おのおの変数を独立に扱わずに、変数ブロックを変数とみて (a)~(h) の規則を適用する。Fig. 8 (1), (2) のように記述されたタンクとバルブのコンポーネントを結合し、(3) のモデルが得られたとする。このとき (a), (b) で示された部分は変数ブロックとなる。このモデルは、これらを一つの変数とした (4) のモデルと同等に扱われる。

変数ブロックの考え方を取り入れることで、コンポーネントの結合時にも一貫性の保たれたシミュレーションが可能とした。

5. ほかの定性シミュレーションアルゴリズムとの比較

この章では、本論文のアルゴリズムを Kuipers, deKleer の方法と比較する。

(1) deKleer の方法^{2),3)} との比較

deKleer の方法では、定性方程式をモデルとして用いている。シミュレーションにおいては、状態間の時間的な変化を状態遷移として求め、その状態に対し定性方

程式上で矛盾のない変数の組み合わせである解釈から、物理的に正当なものを選ぶことで、変数の値を決定したり、物理的に起こり得ない状態遷移を省いたりする。そのため、大規模なシステムを対象にすると、状態の数が膨大になり解析が困難になると考えられる。また、変数の数も多くなるため、状態に対する解釈も増えてしまい、処理が複雑になる。本論文のアルゴリズムは、外乱をただ単に前向きに伝播させることでシミュレーションを行なうことで処理を単純化しようというものである。そのために、伝播を動的伝播と静的伝播に分け、動的伝播で状態遷移を発生させ、静的伝播でネットワークの一貫性を保証するという方法をとっている。こ

の一貫性を調べるための規則は基本的には deKleer のものと同じであり、定性ネットワーク上のルールとして拡張されている。また、動的バランス則を用いることで前向きの伝播で発生する決定不能の変数を減少させている。

(2) Kuipers⁴⁾ の方法との比較

Kuipers の方法では、定性方程式から得られるネットワークモデルを用い、ネットワーク上での値伝播と変数値の境界値への変化を基にシミュレーションを進める。この方法は、境界値に対する変数値の相対的な値とその変化方向に注目し、変数間に定義された作用に従ってそれらを伝播するというものである。この方法では、前向きの伝播を基にシミュレーションを進めるが、境界値の設定を行なうなど複雑な規則を用いている。本論文の方法は、Kuipers と同じく前向きに探索を行なうが、境界値が固定 (0) で処理も簡単であり、(d) 動的伝播発生 の決定則を用いて独立な動的伝播しか調べないため、探索の大きさが小さくてすむ。

6. 定性シミュレーション実行例

本節では、これまで述べた規則を用いて定性シミュレーションを行なった例を示す。

例としては、減衰振動を行なうバネを用いる。その方程式は次の式で与えられる。

$$m \cdot \frac{d^2 x}{dt^2} + a \cdot \frac{dx}{dt} + b \cdot x = 0$$

ただし、定数 m, a, b はすべて正とする。これに対する定性ネットワークを Fig. 9 (1) に示す。また、説明の都合上、各階数ごとに変数を分解したものを Fig. 9 (2) に示す。この場合は、アークの作用はすべて - である。ただし、計算には 4 階までの微分値を用い 3 階までの定性値を有効とする。初期状態として $x = (+, 0, 0, 0)$ を

Fig. 9 Example for mass spring system with friction

Fig. 10 Trace of a sample execution (1)

Fig. 11 Trace of a sample of execution (2)

与え、実行したトレースを Fig. 10 に示す。ただし、各状態間のアークに与えられたアルファベットはその過程で用いた規則を示す。まず、第1ステップでの静的伝播により、Fig. 10 (3) の状態になる。第2ステップでは動的伝播が実行されるが、まず1階から0階への動的伝播を調べると実行後の結果は Fig. 10 (4) になり2階の微分値の入力に矛盾が生じ、また実行結果の静的伝播も変化方向の不一致より無理で、実行不可能である。つぎに3階から2階への作用を調べると、Fig. 10 (5) になり、すべての入力で一貫性が満たされるため実行可能である。実行結果の静的伝播は変化方向が不一致により、実行されない。次には0の瞬時性からこの0が+に変化する。この場合は、一貫性は満たされており問題ない。さらに、この値は3階の値に静的伝播され、バランス則により3階の値に対し0への動的伝播がセットされる。その後は、Fig. 10 に示すように動的伝播が継続される。Fig. 10 の最終状態は (3) と比べると符号がすべて逆であり、同様の伝播で (3) の状態に復帰し、振動状態が発生する。また、Fig. 10 の (6) の状態においては3階の

値+も0から-に変化可能でこの変化により変数値は(+, -, +, -)となる (Fig. 11 (1))。この場合は、1階から0階の値への動的伝播が発生し、0階の値が0となり、この状態でネットワークの一貫性が満たされている (Fig. 11 (2))。ここで、この値の静的伝播について調べると静的伝播は可能で、静的伝播を行なうと、Fig. 11 (3), (4) になり、すべての値が0に収束する。これは、このすべての値が同時に0に変化することを表している。ただし、この変化は無限時間のステップを要する。

なお、ここで述べたこの二つの変化は、双方とも正当なものであり、定性値のみでは片方を選択するのは不可能である。このような場合に、今回作成したシステムでは作用の優先度や定性値のオーダーなどを用いて決定している。

7. 結 言

本論文では、定性ネットワークによる物理系の定性モデルの作成とその実行アルゴリズムについて述べた。次にその特徴を示す。

1. 定性ネットワークによるモデル記述により、物理系の構造から容易に定性モデルを得ることができる。
2. 新たに開発したネットワーク上での定性シミュレーションのアルゴリズムにより、高速に物理系全体の一貫性まで考

えた正確な定性シミュレーションが可能である。

3. 対象が非線形の場合でも、線形要素と一部の非線形要素で記述可能な範囲でモデルを作成し、シミュレーションを行なうことが可能で、外乱に対する収束可能性などを調べることができる。

このアルゴリズムでは、動的伝播の実行の可能性とそれに伴う静的伝播の実行について判定を行なうが、実際にはある時点において実行可能な伝播は数多く存在する。ネットワークの一貫性という意味では、これらの伝播はすべて物理的に実行可能である。しかし、すべての場合に関して実行すると非常に多くのパスが存在するため、それらの中から実行する伝播を選択するメカニズムが必要になる。今回、作成したシステムでは変数、アークなどに優先度を定義し、優先度の高いものから実行させるようにした。しかし、実際には優先度をモデル作成時に決定するのは難しく、なんらかの方法で意味のある伝播の実行を選択する方法が必要であると考えられる。

また、この方法ではネットワーク結合上での変数間の一貫性は調べているが、位相的な一貫性は調べていない。

たとえば2次の系で位相的な情報を扱うには、位相面上での変数値の挙動を考える必要がある。これまで位相曲線の交わりを防ぐなどの処理を考えた方法はあるが^{5), 6)}、位相曲線の漸近的なふるまいなどを扱う方法は考えられていない。この場合は、定性値をどのように位相面の情報として扱うかが問題になり、今後の研究の課題である。

参 考 文 献

- 1) Y. Ishida : An Application of Qualitative Reasoning to Process Diagnosis : Rule Generation by Qualitative Simulation ; 4 th IEEE Conf. on AI App., pp.124~129 (1988)
- 2) J. deKleer and J.S. Brown : A Qualitative Physics Based on Confluence ; Artificial Intelligence, Vol. 124, pp. 7~83 (1984)
- 3) J. deKleer and D. G. Bobrow : Qualitative Reasoning with Higher-Order Derivatives ; Proceedings of AAAI-84, pp. 86~91 (1984)
- 4) B. Kuipers : Commonsense Reasoning about Causality : Deriving Behavior from Structure ; Artificial Intelligence, Vol. 124, pp.169~203 (1984)
- 5) P. Struss : Global Filters for Qualitative Behaviors ; Proceedings of AAAI-88, pp. 275~276 (1988)
- 6) W. W. Lee and B. J. Kuipers : Non-Intersection Trajectories in Qualitative Phase Space : A Global Constraint for Qualitative Simulation ; Proceedings of AAAI-88, pp. 286~290 (1988)