

因果解析を用いたモデル推論

西田豊明, 竹下 敦, 堂下修司
(京都大学・工学部・情報工学教室)

与えられた状況 S に関する特徴記述 C_s から, 知識 K を使って C_s を満足するような S のモデルを構築する問題をモデル推論の問題と呼ぶ. モデル推論では, 対象をどれくらい詳細にモデル化すればよいか問題になる. モデルに必要な詳細度は, そのモデルによって解決しようとする問題に依存する.

本論文ではモデル束という概念を導入して, K によって記述可能なモデルの集合を規定する. モデル推論は, モデル束から問題向きのモデルを一つ選択する探索の問題として定式化される. しかし, 単純に探索を行なう方式を採用すると, 少し問題が複雑になるとたちまち膨大な計算量が費やされるようになる.

本論文では因果解析を行なうことによってモデルの探索におけるむだな探索をかなり削減できることを示す. 本論文では物理的なデバイス (以下単にデバイスと呼ぶ) を考察の対象とする.

Model Inference based on Causal Analysis

Toyoaki Nishida, Atsushi Takeshita, and Shuji Doshita
Department of Information Science
Kyoto University
Sakyo-ku, Kyoto 606, Japan

phone: 81-75-751-2111 ext. 5396
e-mail: nishida@doshita.kuis.kyoto-u.junet%japan@relay.cs.net

Model inference is a process of building a model M for a given situation S from characteristic description C of S and knowledge K so that M satisfies C . One of the most critical issues in model inference is to keep the model as simple as possible.

In this paper, we demonstrate that model inference can be formalized as a search for an optimal model from a *model lattice*, a structured collection of alternative models. We then show that causal analysis significantly reduces irrelevant search that may otherwise be committed.

1. はじめに

複雑な領域では、問題解決を行なう知識ベースシステムに、起こり得るあらゆる状況に対する処理方法を前もって与えておくことは極めて困難である。頑健な知識ベースシステムを実現するためには、未知の状況に遭遇したとき利用可能な手がかりからその局面に関するモデルを構成して問題を解決する能力を持たせることが必要である。

与えられた状況 S に関する特徴記述 C_s から、知識 K を使って C_s を満足するような S のモデルを構築する問題をモデル推論の問題と呼ぶ^(10, 87)。モデル推論では、対象をどれくらい詳細にモデル化すればよいかか問題になる。モデルに必要な詳細度は、そのモデルによって解決しようとする問題に依存する。例えば、水滴の落下をモデル化することを考えてみよう。短い距離の落下において水滴が加速されることを説明するためには、水滴を質点と見なし、空気粘性を無視してよい。一方、雨粒の落下速度が地表近くではほぼ等速になることを説明しようとするときは、水滴の大きさや空気粘性を考慮に入れなければならない。

モデルの詳細度をどれくらいに設定したらよいか、与えられた現象のどの属性に注目し、どの属性を無視するかを決定することは容易ではない。利用可能な最も詳細度の高いモデルをそのまま利用するのがよいとは限らない。詳細度の高いモデルを用いて推論すると、計算量が増加し、最悪の場合計算不能に陥る可能性がある。逆に詳細度が低すぎると問題が捉えられない。与えられた現象を説明するために必要最小限の詳細度を持つモデルが最適である。

本論文ではモデル束という概念を導入して、 K によって記述可能なモデルの集合を規定する。モデル推論は、モデル束から問題向きのモデルを一つ選択する探索の問題として定式化される。しかし、単純に探索を行なう方式を採用すると、少し問題が複雑になるとたちまち膨大な計算量が費やされるようになる。

本論文では因果解析を行なうことによってモデルの探索におけるむだな探索をかなり削減できることを示す。本論文では物理的なデバイス（以下単にデバイスと呼ぶ）を考察の対象とする。

2. モデル束を用いたモデル推論の形式化

2.1 問題設定

C_s としてどのようなクラスの記述を考慮するかに関してはさまざまな可能性が考えられる。実際の状況に最も反映した問題設定は、 C_s としてセンサー出力のような S の機械的な特性化を採用することであろう。

本論文では、 C_s として入力の下次元の知覚処理が終了して記号化がほぼ行なわれた段階の出力を想定し、 C_s は、 S の構造を記述した構造記述 SD と、 S のふるまいの特性を記述した挙動特性 BC から成るものとする。 BC は、ある量が急激に変化する、ゆっくり増加する、振動する、等の記述として与えるものとする。一方、 SD はデバイスを構成する部品とその結合関係として与える。

モデル推論は、 BC が満足されるようなモデルを作り出すプロセスである。モデルを作るための材料は、各原始部品に対する可能なモデルの集まりとして与えておく。デバイスに対するモデルは、各部品に対する可能なモデルの中から一つを選択し、それを SD に従って組み合わせることによって作る。各部品に対して、 BC が満足される

ようなモデルを試行錯誤なしに選択することは難しい。本論文のアプローチでは、各部品に関する最も単純なモデルから出発し、得られたモデルによる予測が BC に適合するようにモデルを少しずつ詳細化してゆく。

部品およびデバイスに対する可能なモデルの集まりは、詳細度の高さの違いに注目して束として管理する。一般に、デバイスを異なる詳細度で観察すると異なる構造を持つと考えられるが、本論文では簡単のためデバイスの構造はモデル化のレベルによらず一定であると仮定する。

2.2 原始部品に関するモデル束

対象を記述する n 個の属性 $\{A_1, \dots, A_n\}$ が知られていると仮定しよう。これらの属性による部品 P の記述のしかたは、その中のどの属性に注目しどの属性を無視するかにより 2^n 通りある。このそれぞれに対応して 2^n 個の異なるモデルが存在する。与えられた部品 P に関して知られている全ての属性の集合を基底属性集合 B_P と呼ぶ。このうちモデル M が考慮に入れている属性の集合を $AS(M)$ と記述する。 $B_P - AS(M)$ をモデル M における暗黙属性と呼ぶ。ある部品を基底属性集合 B_P に基づいて記述した二つのモデル M_1, M_2 があるとき、 $AS(M_1) \subset AS(M_2)$ であれば M_1 は M_2 よりも詳細度の低いモデルである、または M_2 は M_1 よりも詳細度の高いモデルと呼ぶ。

基底属性集合の全てのモデルを詳細度の高さの点から束として整理することができる。 M_1 と M_2 を基底属性集合 $\{A_i\}$ の上で作られたモデル束 L に属する二つの要素（個別モデル）としよう。 M_1 と M_2 のlub(least upper bound)とglb(greatest lower bound)はそれぞれ次のように定義される：

$$\text{lub}(M_1, M_2) = M \in L : AS(M) = AS(M_1) \cap AS(M_2)$$

$$\text{glb}(M_1, M_2) = M \in L : AS(M) = AS(M_1) \cup AS(M_2)$$

またモデル束上では次のように単純化オペレータと詳細化オペレータが定義される。

(a) 単純化オペレータsimplify: 現在のモデルで考慮されていた属性 A を無視したモデルを用いる。つまり、

$$\text{simplify}(M_0, A)$$

$$= M \in L : AS(M) = AS(M_0) - \{A\}$$

ただし、 $A \in AS(M_0)$ とする。

(b) 詳細化オペレータrefine: 現在のモデルで無視されていた属性を考慮に入れたモデルを用いる。つまり、

$$\text{refine}(M_0, A)$$

$$= M \in L : AS(M) = AS(M_0) \cup \{A\}$$

ただし、 $A \notin AS(M_0)$ とする。

モデル束の考え方は、異なる詳細度でのモデル化のしかたがよく整理されている分野にはよく当てはまると考えられる。そのほか、モデルでうまく説明できない現象に対応するための問題分野のヒューリスティックが知られているときにも適用できる。

例えば、対象が電気回路であるならば、現象がうまく説明できないとき次のような属性を考慮に入れることが考えられる。

(IR) 素子の端子間の微小な抵抗。

(端子間の抵抗が考慮されていない場合)

(II) 素子の端子間に寄生する微小なインダクタンス。

(端子間のインダクタンスが考慮されていない場合)

(1C) 素子の端子間に寄生する微量なキャパシタンス。

(端子間のキャパシタンスが考慮されていない場合)

このヒュースティックは、素子に関する図2-1のようなモデル束を構成することに対応する。

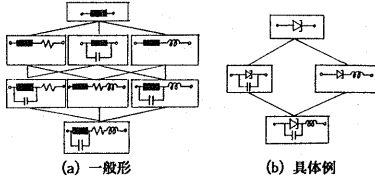


図2-1 素子に対するモデル束の例

2.3 デバイスに関するモデル束

デバイスに対するモデルは、そのデバイスの構成部品に対するモデルを部品の結合のしかた (SD) に従って組み合わせ、さらに部品の結合のタイプに対応するネットワーク則 (例えば、電気回路に関するキルヒホフの電圧・電流則) を追加することによって得られる。各部品に対する可能なモデルの集まりが束を構成するのであれば、デバイス全体に対する可能なモデルの集まりにも次のようにして束構造を与えることができる。

$$D = SD(C_1, \dots, C_n)$$

$$M_1(D) = NSD(M_{11}(C_1), \dots, M_{1n}(C_n))$$

$$M_2(D) = NSD(M_{21}(C_1), \dots, M_{2n}(C_n))$$

のとき

$$lub(M_1, M_2)$$

$$= NSD(lub(M_{11}, M_{21})(C_1), \dots, lub(M_{1n}, M_{2n})(C_n))$$

$$g1b(M_1, M_2)$$

$$= NSD(g1b(M_{11}, M_{21})(C_1), \dots, g1b(M_{1n}, M_{2n})(C_n))$$

例えば、図2-2のような二つの素子からなる回路が与えられたとき、図2-2(a)のような回路に対して図2-2(b)のようなモデル束を作ることができる。

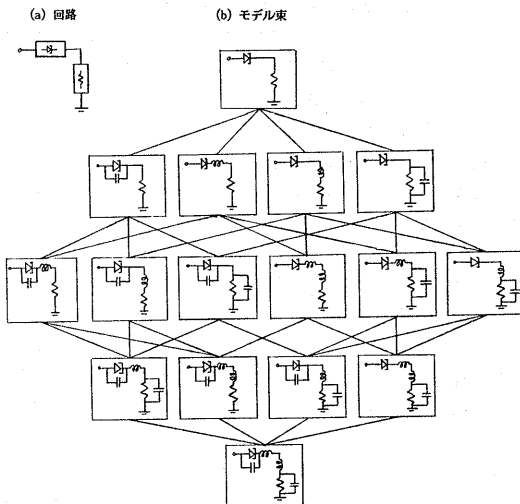


図2-2 二つの素子からなる回路とそれに対するモデル束

電気回路を始めとして多くのデバイスに対してこの方式でモデルを導出できる。デバイスのモデルの導出をこのように機械的に行なうことができれば、デバイス全体に対してモデル束を陽に持たなくてもよい。

2.4 モデル束上でのモデル推論

以上のような形式化のもとではモデル推論はモデル束から適切なモデルを探索する問題として捉えることができる。対象としている領域に関して十分な量の経験則が蓄積されていれば、BCの特徴を手がかりに直ちに適切なモデルを作り出すことが可能であろう。本論文ではこの仮定が成り立たない場合に興味を持つ。そのような場合は、試行錯誤によって適切なモデルを探索する必要がある。そのような機能はある程度経験則が利用できる場合でもモデル推論の頑健性を保証するために必要である。また、(例えば、説明ベースの学習の手法を用いて) 経験則を獲得しようとする場合でも必要である。

一般に、モデル束から試行錯誤的にモデルを探索するプロセスは次のようなものである。

(1) 適当なモデルをもってくる。

(2) そのモデルでうまくいけば終わり。さもなければ、次のいずれかによって現在のモデルを修正し、再試行する：

(2-a) モデルが複雑過ぎて問題解決が困難になる場合：モデルの中の無視できる属性を探し、簡単化オペレータを何回か適用してモデルを簡単化する。

(2-b) モデルが簡単すぎて与えられた現象を説明できない場合：そのモデルで考慮されていなかった暗黙属性の中から考慮すべき属性を選択し、詳細化オペレータを何回か適用してモデルを修正する。

簡単のため本論文で考察するモデル推論は最も単純なモデルから出発して、詳細化オペレータのみを適用して、モデルを逐次詳細化する場合について考える。

知識の量が少なければこのような手法でも大きな問題は生じないが、知識量が増えると探索量が相当増加するので、無意味な探索の増加をどのように防げば良いかが問題になる。

従って、モデルが不適切であることが判明したとき、むやみにモデルの詳細化を行なうのではなく、一定のフィルターを設けてむだな探索が行なわれないようにする必要がある。次の節では、フィルターとして因果解析を用いることができることを示す。

3. 因果解析によるモデル推論の枝刈り

動的システムの因果解析は、系に含まれる変数の値の間の依存関係として捉えられる。これを利用することによって、

(1) 高価なプロセスである挙動推定を行なわないでも、モデルの不適切性を半断できる。

(2) モデルの不適切性の原因となっている範囲を絞り込むことができる。

という利点がある。

3.1 因果解析

因果解析の有用性はすでに多くの研究者によって指摘されている。因果解析は我々の開発した動的因果ストリーム解析で用いた因果的

方向づけ^[NKD 87]を用いる。本質的な考え方は、Karnopp^[Ka 75]、Williams^[Wi 84]、de Kleer-Brown^[DB 84]、Simon-Iwasaki^[IS 86]らと同様に、系における「情報の流れ」を復元しようというものである。

因果的方向づけの対象は線形微分方程式で表された系である。非線形方程式系は折線近似(piecewise linear approximation)によって近似するものとする。この場合、因果解析は個々の断片的な線形系について個別に行なう。

因果的方向づけの手順はおよそ次の通りである：

[1] 方程式のグラフ表示：次の規則によって、与えられた方程式をグラフ表示に変換する。

(1) 変数と定数は名前をラベルとして持つノードで表す。

(2) それぞれの方程式 $P(x_1, \dots, x_n)$ に対してもノードを作る。ノードは○印で表し、必要であれば方程式名 P をラベルとしてつける。次に、方程式ノード P と方程式に含まれる変数 x_1, \dots, x_n の間にリンクをつける。

(3) 変数 x の導関数 ∂x は一つの変数と見なし、 x と ∂x の間にも○印ノード(微分の定義に相当する)をはさんでリンクをつける。

[2] 因果的方向づけ：次の規則によって、グラフの各リンクに向きを与える。

(1) 定数、及び外部変数(外的な要因によって値が決まる変数)に対応する変数ノードに接続されているリンクには、変数ノードから方程式ノードの向きに方向を与える。これは、その変数から系の他の部分に情報が伝達されることを意味する。

(2) そのほかの変数ノードについては、接続されているリンクの1本のみ方程式ノードから変数ノードに向きを与え、他のリンクは変数ノードから方程式ノードに向きを与える。これは、変数の値が唯一の原因によって定まることを意味する。

(3) 微分定義を除く方程式ノードについては、接続されているリンクのうち、1本のみ方程式ノードから変数ノードへ、他のリンクについては変数ノードから方程式ノードに向きを与えることにする。このことは、方程式 $P(x_1, \dots, x_n)$ が $n-1$ 個の変数から残る1個の変数への関数として機能することに対応する。

(4) 微分定義に対応する方程式ノードについては、積分方向(∂x から x の向きに)に方向付けする。

上の(2)(3)では、特に予め指定されていない限り、一つだけ向きの違うリンクをどれにするか非決定性がある。このため方向づけは拘束条件の伝播によって行なう。アルゴリズムの詳細については省略するが、ふつう計算量は少なくすむ。上のアルゴリズムによって条件を満足する方向づけが存在する系を正則(regular)な系と呼ぶ。正則な系はフィードバックループを含むことがあるが、時間遅れのない正のフィードバックを含まない系を強正則(strictly regular)な系と呼ぶ。

図3-1にいくつか例を示す。(a)は強正則な系、(b)と(c)は正則でない系である。(b)は因果的な方向づけに衝突が生じているため、(c)はある量の値が決定されず不定になるため、それぞれ正則でない。

因果的な方向づけは唯一に定まるとは限らない。(これは我々の因果的方向づけの弱点である。この問題を解決するため我々は、同

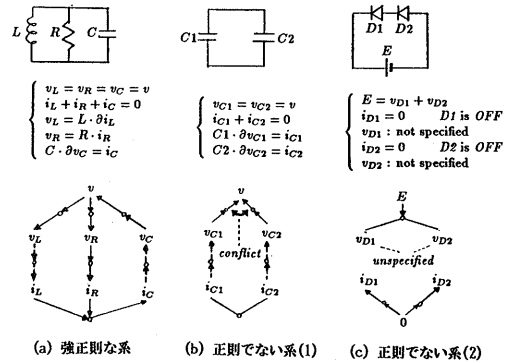


図3-1 正則な系と正則でない系

時的なフィードバックループをひとまとめにしてしまう因果ストリーム解析を提案している。)しかし、本論文におけるモデル推論に関してはこの点は支障をきたさない。

強正則なモデルでは、情報の過不足なく値の決定が行なわれると考えられるので、強正則なモデルは挙動予測に十分な情報を提供することが期待される。

3.2 因果解析によるモデル探索の絞り込み

与えられたデバイスに対して因果解析を行なうことができるとき、高価なプロセスである挙動推定を行なう前のフィルターとして因果解析を実行してモデルの強正則性を調べる。モデルが挙動推定に十分な情報を提供できるかどうかをチェックする。モデルが強正則でないときは、因果的方向づけで衝突か不定が生じたときである。そのような場合、因果的方向づけのうまくいっていない部分に対応する方程式を生成した部品のモデルに詳細化オペレータを適用して強正則性が達成できるかどうかを調べる。一般に、詳細なモデルでは粗いモデルで無視されていた時間遅れ要因(例えば、キャパシタンスやインダクタンス)が考慮されているので因果的方向づけにおける自由度が大きく、正則性を達成しやすい。また、フィードバックループにも時間遅れが導入される可能性が高いので、同時的な正のフィードバックが解消される傾向がある。

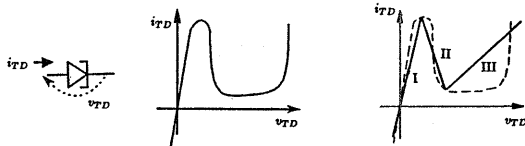
本論文では、モデルは折線近似線形方程式によって行なわれると仮定しているため、モデルの適切性の判断はやや微妙である。モデルが適切でないとは判断されるのは次の3つの場合である。

- (1) 同時的な正のフィードバックループが含まれるとき、
- (2) 強正則でない場合が時間区間にわたってつづくと、
- (3) 微小振動が予測に含まれるとき。

次の二つの節で、このアルゴリズムの適用例を示す。これらの例題では簡単な電気回路を取り上げる。各部品に対するモデル束は図2-1のものを用いるとする。

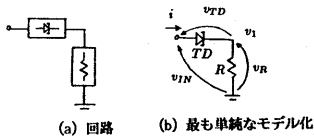
3.3 例1 — トンネルダイオードを使った回路

トンネルダイオードは図3-2(a)のようにインクリメンタルな負性抵抗区間を持つ素子である。これを折線近似したものを(b)に示す。トンネルダイオードを使った図3-3(a)のような回路について考え



(a) トンネルダイオードの特性 (b) トンネルダイオードの特性の折線近似
図3-2 トンネルダイオードとその特性

てみよう。(b)はこの場合の最も単純なモデル化である。(b)はモデルであるから、各素子はもはや理想化された素子であるとする)



(a) 回路 (b) 最も単純なモデル化
図3-3 トンネルダイオードと抵抗の直列回路

入力電圧 v_{IN} を上昇させていくと、あるところで回路の電圧・電流が急激に変化する。この現象はふつう図3-4のようにグラフを用いて不連続な変化として説明される。

この「説明」は因果的なものではない。換言すると、ジャンプが起きているとき物理的に何が起きているか説明されていない。

問題の根源は、モデルそのものにこのような現象に関する説明力がないことにある。我々の行なった定性推論の研究^[ND 87a]では、もとのモデルを変えないでヒュリスティックな規則を用いてこのような現象を含む不連続変化の解析を試みた。本論文の方法では、現在のモデルを少し修正することによってこの現象の解析を試みるわけである。

モデル推論はこの場合最も単純なモデルである、図3-3(b)のモデルから開始する。因果解析によってこれは正則であるが、トンネルダイオードが動作領域IIにあるとき強正則でないことがわかる(図3-5)。

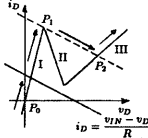


図3-4 グラフを用いた
図3-3の回路の不連続変化の解析

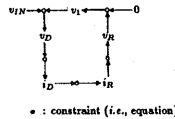


図3-5 図3-3(b)のモデルの因果解析

そこでこのモデルの説明力は不十分であると判断される。各部品に対して図2-1のモデル束を用いると、最上位で4通りの詳細化が可能である。このうち強正則になるモデルは2通りある(図3-6)。強正則なモデルを用いて挙動推定を行なうと、図3-7(a)(b)のような結果が得られる。(ただし、ここでは導入されたキャパシタンスが微小であるという情報を利用した、量の大きさに関する推論を行なって、曖昧性を除去している)いずれの場合も、挙動推定の結果は図3-4における非因果的な解析と一致している。詳細なモデルでは、粗いモデルでジャンプとして予測された現象は、トンネルダイオードが動作領域IIをすばやく通り抜ける動作領域IIIに達することによって引き起こされる現象であり、そのとき(理想)トンネルダイオードで吸収できなかった電流を微小なキャパシタが吸収している、と説明される。

このような説明は、それ自体でも説得力があると考えられるが、実験を行なって確認するための作業仮説としても役立つ。

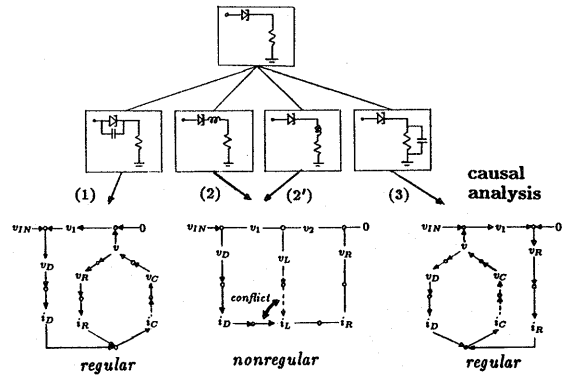
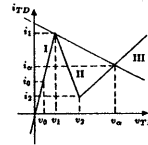


図3-6 図3-3(b)のモデルの可能な詳細化



envisionment by (1)

TD	I	I	I/II	II	II	II/III	III
v_{IN}	$v_0 + R \cdot i_0$	$v_1 + R \cdot i_1$	v_1	v_2	v_2	$v_1 + R \cdot i_1$	v_0
$v_{TD}(=v_C)$	v_0	v_1	v_1	v_2	v_2	v_1	v_0
v_{TD}	i_0	i_1	i_1	i_2	i_2	i_1	i_0
v_{R1}	$R \cdot i_0$	$R \cdot i_1$	$R \cdot i_1$	$R \cdot i_2$	$R \cdot i_2$	$R \cdot i_1$	$R \cdot i_0$
i_{R1}	i_0	i_1	i_1	i_2	i_2	i_1	i_0
i_C	0	0	0	0	0	0	0

envisionment by (3)

TD	I	I	I/II	II	II	II/III	III
v_{IN}	$v_0 + R \cdot i_0$	$v_1 + R \cdot i_1$	v_1	v_2	v_2	$v_1 + R \cdot i_1$	v_0
$v_{TD}(=v_C)$	v_0	v_1	v_1	v_2	v_2	v_1	v_0
v_{TD}	i_0	i_1	i_1	i_2	i_2	i_1	i_0
v_{R1}	$R \cdot i_0$	$R \cdot i_1$	$R \cdot i_1$	$R \cdot i_2$	$R \cdot i_2$	$R \cdot i_1$	$R \cdot i_0$
i_{R1}	i_0	i_1	i_1	i_2	i_2	i_1	i_0
i_C	0	0	0	0	0	0	0

図3-7 図3-3(b)のモデルの強正則な詳細化による挙動推定

3.4 例2 — 負性抵抗を用いた発振器

純粋の負性抵抗は外部にエネルギーを供給することができるので単独の素子として存在することはないが、増幅器などエネルギー供給源を内部に持つデバイスは負性抵抗器として抽象化できる。このようなデバイスは、発振器、メモリー、波形生成器など広い範囲の応用分野を持つ。

図3-8のように(抽象化された)負性抵抗を含む回路では、前の節でみたときと同様に、電圧・電流に急激な変化が現われることがある。

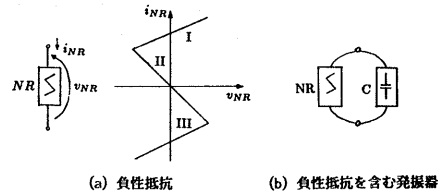


図3-8 負性抵抗を含む回路の例

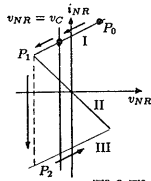


図3-9 図3-8の回路のふるまいのグラフを用いた解析

負性抵抗に対して時間遅れのない粗いモデル化を行なうとこれを非因果的な不連続変化としてしか説明できない。グラフを用いた非因果的な説明を図3-9に示す。この説明ではジャンプの途中で何が起きているかは説明できない。このケースは正の同時的なフィードバックループなど、不連続変化の発生する手がかりがないので、我々の不連続変化のヒューリスティックな解析法によってうまく解析できなかった。

トンネルダイオードのときと同様に、暗黙属性を吟味すると、今度は図3-10のように、負性抵抗の微小なインダクタンスを考慮に入れた詳細化が強正則なモデルを生成する。

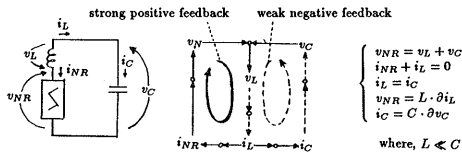
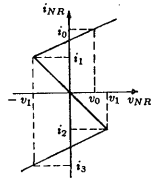


図3-10 負性抵抗の微小なインダクタンスを考慮に入れた詳細化

このモデルによって挙動推定を行なうと、図3-11のようになる。



TD	I	I	I/II	II	II	II	II/III	III	III	III	III
v _{NR}	v ₀	<	-v ₁	↑	0	v ₁	↑	v ₂	↑	v ₂	↑
i _{NR}	i ₀	>	i ₁	↓	0	↓	i ₂	↓	i ₂	↓	↓
v _L	-i ₀	>	0	↑	v ₀	↑	v ₀	↑	0	↑	↑
v _C	i ₀	<	-i ₁	↓	0	↓	-i ₂	↓	-i ₂	↓	↓
i _C	-i ₀	>	-i ₁	↓	-v ₀ (≡ -v ₁)	↓	-v ₀ (≡ -v ₁)	↓	-v ₀ (≡ -v ₁)	↓	↓
			-i ₁	↓	0	↓	-i ₂	↓	-i ₂	↓	↓

almost instantaneous, when $L \approx 0$

図3-11 図3-10のモデルによる挙動推定の結果

この結果から、粗いモデルでジャンプとして予測された現象は、負性抵抗が動作領域IIを素早く通り抜けてIIIに達する現象であり、その間の負性抵抗とキャパシタの電圧差は詳細化によって挿入された微小なインダクタンスにかかる、と考えるとつじつまが合うことがわかる。この結果は粗いレベルの非因果的な取り扱いと符合する。

3.5 時系列の解析が必要な場合

モデルの不適切性の原因がいくつかの状態にまたがる可能性がある。そのような場合にモデルを修正するためには、これまで述べてきたような、単一の状態に関する因果解析だけでは不十分であり、時系列の解析が必要になることがある。以下では、具体的な例を用いてこの問題とその解決法について述べる。

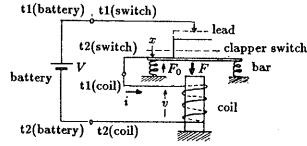


図3-12 ブザー

(例3 - ブザー) 図3-12のようなブザーを考えてみよう。ブザーを適切な電源に接続すると鳴り出す(バーが振動する)ことを説明する問題について考えてみよう。

ブザーのふるまいを規定するために、次のような変数と定数を用いる：

- v : コイルにかかる電圧
- i : 回路を流れる電流
- V : 電源の電圧
- MF : 磁界の強さ
- F : バーに働く外力
- F₀ : バネがバーを押す力(一定と仮定する)
- x : バーの休止位置からの移動距離

ブザーの部品からブザーのモデルを導出することは、上と同様に機械的にできるが、ここでは省略する。また各部品に対するモデル束も省略する。変数間に成立する拘束条件は次のように規定される。

- (1) $x \geq 0$
- (2) COIL-FORWARD: $i \geq 0$, $MF = K \cdot i$
COIL-REVERSE: $i < 0$, $MF = -K \cdot i$ (Kは正の定数)
- (3) $v = R \cdot i$ (Rは正の定数)
- (4) $F = M \cdot MF$ (Mは正の定数)
- (5) $F - F_0 = C \cdot \partial^2 x$ (Cは正の定数)
- (6) SWITCH-OPEN: $x > 0$, $i = 0$
SWITCH-CLOSED: $x = 0$, $i \geq 0$, $v = V$

スイッチについては、リードの部分が高い(剛体である)と仮定するのが最も単純である。即ち、スイッチが開いている($x > 0$)ときは、電流が流れず、コイルには電圧がかからない。一方、スイッチが閉じている($x = 0$)ときは、任意の大きさの電流が流れることができるものとした。

以上のようなモデルで挙動推定を試みると、図3-13のようになる。

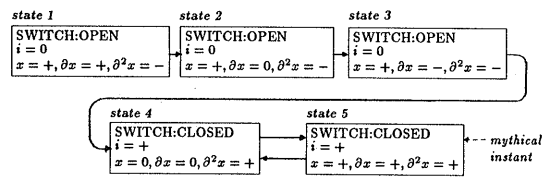


図3-13 ブザーに対する簡単なモデルによる挙動推定

この挙動推定は無限に速い微小振幅の振動を含んでいるので、健全なものとは考えられない。このことは単一の状態の問題ではなく、挙動推定結果全体にわたる問題である。

注意：状態4は正則ではないが、折線近似においてこのような状

態が瞬間的に生じること自体は認めざるを得ない。ブザーの場合は問題が生じたが、類似のデバイスでも図3-14のようにスイッチがフィードバックを形成しない場合は問題がないと考えられる。

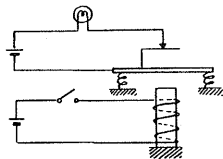


図3-14 ブザーに類似のデバイス

図3-13の問題を解決するには、微小振動のループを構成する二つの状態のうちのいずれかで正の有限時間が経過するようにモデルを修正すればよい。その手がかりは、それぞれの状態での系の因果構造(図3-15)を解析することによって得られる。

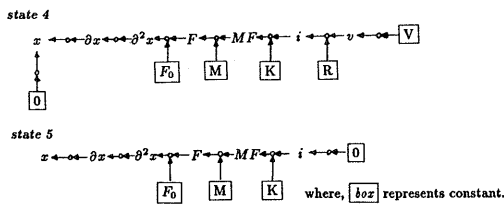


図3-15 ブザーの挙動推定に含まれる状態の因果解析

一つの可能性は、状態4で、変数xの値を直接決定する条件x=0を除去することである。この条件はスイッチに関するモデルから得られたものであるから、スイッチのモデルを詳細化することが考えられる。例えば、リードは剛体であるという仮定を撤回して弾性体であるという仮定に置き換えてみよう。即ち、バーが休止位置にあるとき、接点(contact)がリードに押しつけられており、xがある一定の値($\delta > 0$)に達するまで、リードと接点の接触は保たれると考える。

(6') SWITCH-OPEN: $\delta < x, i = 0$

SWITCH-CLOSED: $0 \leq x \leq \delta, i \geq 0, v = V$

このモデルを用いて挙動推定を行なうと、図3-16のようにブザーが振動することがモデルからうまく導出できる。

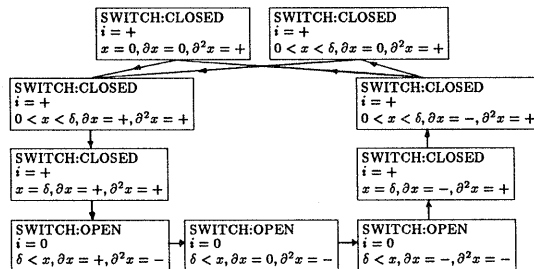


図3-16 詳細化されたモデルによる挙動推定

4. 検討

本論文で示した方法は、端子間の微少なインダクタンスやキャパシタンスを考慮する必要があるときのみ考慮に入れるという柔軟性

を持つ。本論文で示した方法はまだ完全にインプリメントされていないが、この手法で用いる主要なアルゴリズムの実現はほぼ終了している。本論文で示した因果解析のアルゴリズムはすでに電子回路に関する定性推論システムQR-1の一部としてインプリメントされている[NKD 87]。これは別にモデル束の概念に基づいて、より広い範囲の物理デバイスのモデル化を行なうプログラムを開発中である[Ta 88, Fu 88]。

本論文で提案した手法に関してはまだいくつか検討すべき点が残っている。

第一に、詳細化によって新たに曖昧性が発生することが問題になる。de Kleerは、与えられたモデルによる挙動推定の曖昧性を解決するために、モデルの詳細度をあげること(push a level)は新たな曖昧性を導入するだけで無益であるという議論をしている[DB 84]が、モデル推論では求める詳細度を達成するためにモデルを詳細化することは避けられない。曖昧性を除去するためには、量の大きさの程度に関する推論が有効であると考えられる。これについて現在検討中である[AND 87]。

第二に、デバイスを部品の集まりにうまく分解できるかどうかについて検討する必要がある。本論文では、物理デバイスの中でも電気回路(集中定数系)のように、デバイスが構造を持った部品の集まりとして比較的明確に分解できる場合を中心に分析した。しかし、実際の物理デバイスや物理現象は部品への分解や部品間の結合関係があまり明確化されていない場合が多い。現在我々は、より広いクラスのデバイスを構造化された部品の集まりとして記述するための記述法の整理と機械化を行なっている。

第三に、無意味なモデルの探索を防ぐためにはより強力な領域依存のヒューリスティックも必要になると考えられる。より広いクラスの現象について考えてみると、モデルの候補のフィルターとして、本論文で示した因果解析と時系列解析だけでは不十分であることが多い。性能を向上させるためには、問題領域により強く依存したヒューリスティックを組み込む必要がある。

参考文献

- [AND 87] 網谷, 西田, 堂下: 量に関する不十分な情報に基づく推論, 情報処理学会, 知識工学と人工知能研究会, 52-5, 1987.
- [DB 84] de Kleer, J. and Brown, J. S.: Qualitative Physics with Confluences, Artificial Intelligence 24, 1984.
- [Fu 88] 藤原: 知識の詳細度を考慮したデバイスモデル構築支援システム, 京都大学特別研究報告書, 1988.
- [NKD 87] 西田, 川村, 堂下: 動的因果関係解析法による電子回路の定性解析, 情報処理学会論文誌, 1987.
- [ND 87a] Nishida, T. and Doshita, S.: Reasoning about Discontinuous Change, Proc. AAAI-87, pp. 643-648, 1987.
- [ND 87b] Nishida, T. and Doshita, S.: Reasoning with a Model Lattice, presented at IFIP WG10.1, Hakone, 1987.
- [Ta 88] 竹下: 問題向きデバイスモデルのヒューリスティックな構築, 京都大学修士論文, 1988.