定性シミュレーションにおける逆シミュレーション方式

非会員 畑 慎 也 (大阪大学)

正員 大 川 剛 直 (大阪大学)

正員 薦 田 憲 久 (大阪大学)

Backward Simulation Method in Qualitative Simulation

Shinya Hata, Non-member (Osaka University), Takenao Ohkawa, Member (Osaka University),
Norihisa Komoda, Member (Osaka University)

For strategy planning in organizations, ascertaining the effectiveness of each policy for improvement of organizations is important. It is useful to grasp target behavior caused from a policy through a structural model representing casual relations among several factors. We have proposed a qualitative simulation method, which can envisage behaviors of a system modeled by the structural model as a computer support of strategy planning.

In the qualitative simulation method, however, several numbers of simulation experiments by trial and error, which correspond to changes of conditions or policies, are required to find out a preferable strategy. In this paper, a method which backwardly derives policies from the behavior of the target, named backward simulation, is considered. This method aims at support of strategy planning, by presenting policies for problem solving to the user efficiently without trial and error. Through the experiment of planning of management strategy for a fashion specialty store using the method, the effectiveness of the method is clarified.

キーワード： 定性シミュレーション, 構造モデル, 逆シミュレーション, 意志決定

1. まえがき

組織における戦略立案を行うためには、現状を開示するために考え出された様々な組織改善案に対して、各々の有効性及び影響を知ることが重要である。これには、対象となる組織における要因間の因果関係を分析して、構造モデルと呼ばれる有向グラフに表すことが有効である。構造モデルを用いて、各問題の原因に対する系の挙動、および各施策案に対する系の挙動を把握することにより、その組織における現状の分析や今後の戦略の立案を行うことが可能となる。これをシステムティックに実現するため、様々な構造モデル化手法^{(1)~(3)}が考案されているが、組織の大規模化、複雑化に従い、有効な計算機支援の必要性が認識されている。

組織における要因間の因果関係の構造モデルをもとに、系の挙動予測を実現する試みとして、我々は類型パターン帰着型定性シミュレーションと呼ぶシミュレーション手法を提案している⁽⁴⁾⁽⁵⁾。この手法では、定量的情報の欠如に伴う曖昧性の発生⁽⁶⁾⁽⁷⁾を抑制するため、因果の伝播速度

を基準とした時間スケールを導入し、系がいくつかの部分系に分割される。ある部分系の挙動を評価する際には、それよりも相対的に速い時間スケールの部分系は平衡状態に達していると考え、この平衡状態を類型パターン (typical pattern) と呼ぶプリミティブな挙動パターンで捉え、抽象化することにより、不必要な状態遷移を抑制した効率的なシミュレーションを実現している。シミュレーションの入力は、組織改善案の実施に相当する初期状態であり、シミュレーションの結果として、ノード毎の定性値系列で表された系の挙動が出力される。従って、施策案をいろいろと変更したシミュレーション実施を通して各施策案に対する系の挙動が目標と一致するかを確認することにより、目的の施策案を獲得することができる。

しかしながら、一般に目的の施策案の獲得までに1回のシミュレーションで十分なことは稀であり、条件を変えながら何回か試行錯誤的にシミュレーションを繰り返す必要がある。特に、モデルの規模が大きくなった場合、可能な施策案の組合せも増加するため、操作が複雑なだけでなく、場合によっては有効な施策案を取りこぼす可能性もある。

そこで本論文では、効率的に施策案を獲得するために、ユーザが「このような結果を得るためには、どのような施策案を行えば良いか」と考えたとき、その答となるような施策案をシミュレーションにおける初期状態としてユーザに提示する手法、すなわち、シミュレーション結果となるべき状態から、逆に初期状態を導出する逆シミュレーション手法を提案する。ある要因の挙動を入力とし、そこから影響を逆方向に伝播させることにより、順シミュレーションにおける初期状態を導出する。アーク先ノードのある状態を導く条件となるアーク元ノードの状態は複数考えられるため、逆方向の影響伝播を考える際には、影響伝播に比べ、多くの可能な影響伝播の組合せを考慮する必要がある。一方で、そのようにして得られた状態の系全体としての組合わせが順シミュレーションでは起こり得ない場合が考えられる。そこで本手法では、1ステップシミュレーションという概念を導入し、逆影響伝播によって導出された挙動を検証することにより、有効な挙動を導く初期状態のみの導出を実現する。

以下、2章で定性的情報を付加した構造モデルについて、3章で類型パターン帰着型定性シミュレーション手法の概要を説明した後、4章以降で逆シミュレーション手法の詳細を述べ、通常のシミュレーションとの比較による評価結果を示す。さらに、本手法の適用例を通して、その有効性を明らかにする。

2. 定性的情報を付与した構造モデル

構造モデルは要因間の因果関係を有向グラフで表現したものであり、各要因がノードに記述され、それらの間の関係がアークを用いて明示される。矢印の向きは原因から結果の方向を示す。構造モデルの一部を図1に例示する。この図は、企業における信頼度の高いトップの存在が銀行からの信用を高め、また、それが資金増を可能とすることなどを示している。

図1 構造モデルの例

Figure 1. An example of a structural-model.

構造モデルを構成するノード、アークに対し、付与される定性的情報を以下に示す。詳細は文献(4)を参照されたい。
定義1 (要因の定性的状態値) ノード x の時間 t における定性的状態値は $[x(t)]$ と記され、以下のように定義される。

$$[x(t)] = \begin{cases} \text{H: 現在の状態値より高い状態値をとり得ない場合} \\ \text{M: 現在の状態値より高い、あるいは低い状態値をとり得る場合} \\ \text{L: 現在の状態値より低い状態値をとり得ない場合} \end{cases}$$

定義2 (状態の変化傾向) ノード x の時間 t における状態の変化傾向は $[\partial x(t)]$ と記され、以下のように定義される。

$$[\partial x(t)] = \begin{cases} \text{I}_+: \text{状態値が大きく増加しているとき} \\ \text{I: 状態値が増加しているとき} \\ \text{S: 状態値が一定のとき} \\ \text{D: 状態値が減少しているとき} \\ \text{D}_+: \text{状態値が大きく減少しているとき} \end{cases}$$

定義3 (影響の方向) 原因ノード x から結果ノード y への影響の方向は $D(x, y)$ と記され、以下のように定義される。

$$D(x, y) = \begin{cases} +: x \text{ の状態値が増加すると } y \text{ の状態値も増加する} \\ -: x \text{ の状態値が増加すると } y \text{ の状態値は減少する} \end{cases}$$

定義4 (影響の伝播速度) 原因ノード x から結果ノード y への影響の伝播速度は $V(x, y)$ と記され、以下のように定義される。

$$V(x, y) = \begin{cases} V_0: x \text{ の状態値の変化が瞬時に } y \text{ の状態値の変化を引き起こすとき} \\ V_n: x \text{ の状態値の変化が } y \text{ の状態値の変化を引き起こすまでの時間のオーダー (時, 日, 週, 月, 年など) が, } V(x, y) = V_{n-1} \text{ のときの影響伝播と比べて長いとき} \end{cases}$$

3. 類型パターン帰着型定性シミュレーション

構造モデル内のある要因(ノード)の状態が変化した結果、時間経過に伴って系全体がどのように振舞うかを導出することがシミュレーションの目的となる。**定義3**に示したように、状態値の変化に応じた形で影響は伝播するが、一般に、速い系にとって、遅い系の変化は無視できる。また、遅い系の挙動を捉える際には、速い系は平衡状態に到達していると見なせる。そこで、時間スケールが小さい系から順にシミュレーションを実行し、平衡状態を導いた後に、その影響をより大きな時間スケールの系に伝えることにより、全体の挙動を導出する。

同一時間スケールにおけるノード間の影響伝播は、影響源となるノードの状態の変化傾向、影響を受けるノードの定性的状態値、ならびに両者を結ぶアークに付与された影響の方向から決定される。ノード x, y 間に $D(x, y) = +$ のアークが存在した場合の影響伝播の規則を表1に示す。なお、 $D(x, y) = -$ の場合には、 $[\partial x(t)]$ の I と D が逆転する。同一のノードに2つ以上の影響が伝播する場合には、両者の変化傾向を表2に従って加算し、表1を適用する。表2内の記号 '?' は、変化傾向を一意に決定できないことを表している。この場合には、全ての可能性が考慮される。ノードの挙動はそのノードの状態値の変化傾向の系列として規

表 1 x から y への影響伝播 ($[y(t)], [\partial y(t)]$)
Table 1. Propagation from x to y ($[y(t)], [\partial y(t)]$).

$[\partial x(t)] \backslash [y(t-1)]$	M	H	L
S	(M, S)	(H, S)	(L, S)
I	(M, I)	(H, S)	(M, I)
D	(M, D)	(M, D)	(L, S)
I_+	(M, I_+)	(H, S)	(M, I_+)
D_+	(M, D_+)	(M, D_+)	(L, S)

表 2 変化傾向の加算
Table 2. Summation of change tendency.

+	S	I	D	I_+	D_+
S	S	I	D	I_+	D_+
I	I	I	?	I_+	D
D	D	?	D	I	D_+
I_+	I_+	I_+	I	I_+	?
D_+	D_+	D	D_+	?	D_+

定される。

上述の規則に従った影響伝播が平衡状態に達しているときと見なされる時、すなわち、挙動の状態の繰り返しが見られるならば、各ノードについて繰り返し部を類型パターンとして抽象化する。類型パターンは表 3 に従い、決定される。

表 3 類型パターンの特定
Table 3. Identification of typical pattern.

繰り返し部の変化傾向	類型挙動パターン
S のみが出現	S^*
I または I_+ が出現し、D, D_+ が非出現	I^*
D または D_+ が出現し、I, I_+ が非出現	D^*
I, D が出現し、 I_+ , D_+ が非出現	$(ID)^*, (DI)^*$
I_+ , D_+ が出現	$(ID)^*, (DI)^*$
I_+ , D が出現し、 D_+ が非出現	I^*
D_+ , I が出現し、 I_+ が非出現	D^*

ある系 TS_i が平衡状態に到達した時点で、より遅い系 TS_{i+1} に影響が伝播される。伝播される影響は、各ノードが TS_i 全体において示した変化傾向であり、具体的には挙動を規定する変化傾向の和と定性的状態値の初期値をもとに表 4 に従い、決定する。ここで、 $[x(TS_i)], [\partial x(TS_i)]$ は各々ノード x の時間スケール TS_i における定性的状態値の初期値、変化傾向の和を表す。また表の括弧内は、 TS_{i+1} に伝播した影響を表しており、各々、 TS_{i+1} におけるノード x の定性的状態値の初期値、 TS_{i+1} におけるノード x の変化傾向の初期値となる。なお、変化傾向の和は表 2 に示した演算表を用いて求め、終端の類型パターンをもとに表 5 を使用して決定する。伝播された定性的状態値、変化傾向を初期値とし、 TS_{i+1} 内における影響伝播を開始する。

以上の伝播規則に基づいて部分モデル毎に得られた変化傾向の系列がシミュレーション結果となる。シミュレーション手続きについては、文献 (4) を参照されたい。

表 4 TS_i から TS_{i+1} への影響伝播
Table 4. Propagation from TS_i to TS_{i+1} .

$[\partial x(TS_i)] \backslash [x(TS_i)]$	M	H	L
S	(M, S)	(H, S)	(L, S)
I	(M, I)	(H, S)	(M, I)
D	(M, D)	(M, D)	(L, S)
I_+	(H, I_+)	(H, S)	(H, I_+)
D_+	(L, D_+)	(L, D_+)	(L, S)

表 5 最終状態の導出
Table 5. Calculation of final state.

+	S^*	I^*	D^*	$(ID)^*, (DI)^*$
S	S	I_+	D_+	S
I, I_+	I	I_+	D_+	I
D, D_+	D	I_+	D_+	D

4. 逆シミュレーション

(4.1) 逆シミュレーション手法の概要

構造モデルは要因間の因果関係を表したものであり、上述のような通常のシミュレーション (以下、順シミュレーションと呼ぶ) においてはある要因 (ノード) の変化傾向を I または D と操作することが施策案の実施に相当する。このような施策案実施に相当するノードを操作ノードと呼び、事前に定義する。

順シミュレーションにおいては、時刻 $t = 0$ における各ノードの定性的状態値、及び状態の変化傾向がまず初期状態として与えられ、さらに施策案実施に相当する操作ノードの変化傾向が与えられる。この操作ノードに与えられる変化傾向を操作状態と呼ぶ。したがって、構造モデル中のある要因 (ノード) の挙動を表すシミュレーション結果、および各ノードの初期状態をもとに、そのようなシミュレーション結果を導く操作状態の導出が逆シミュレーションの目的となる。

順シミュレーションでは、各ノードの挙動は系毎の類型パターンを含む変化傾向の系列で表される。したがって、逆シミュレーションでは、まず、同一時間スケールにおいて逆シミュレーションの入力となるノードの挙動をもとに変化傾向を逆に伝播させることにより、他のノードの変化傾向の系列を求める。各ノードの類型パターンが求めれば、順シミュレーションと同様に、最終状態を次の時間スケールに伝播させるという方法をとる。最終的に得られた操作ノードの挙動から操作状態を抽出する。

(4.2) 同一時間スケールにおける逆影響伝播

(1) 逆影響伝播 ノード x, y 間に $D(x, y) = +$ のアークが存在した場合の順シミュレーションにおける影響伝播の規則 (表 1) をもとに y から x への逆影響伝播の規則が得られる。逆影響伝播規則を表 6 に示す。なお、 $D(x, y) = -$ の場合には、 $[\partial x(t)]$ の I と D が逆転する。

同一のノードに 2 つ以上の影響が伝播する場合には、順

表 6 y から x への逆影響伝播 $[\partial x(t)] / [y(t)]$
Table 6. Backward propagation from y to x $[\partial x(t)] / [y(t)]$.

$[\partial y(t)] \backslash [y(t-1)]$	M	H	L
S	S/M	S/H, I/H	S/L, D/L
I	I/M	—	I/M
D	D/M	D/M	—

表 7 z から x, y への逆影響伝播 $([\partial x(t)], [\partial y(t)]) / [z(t)]$
(括弧内は順不同)

Table 7. Backward propagation from z to x, y $([\partial x(t)], [\partial y(t)]) / [z(t)]$ (no order in parentheses).

$[\partial z(t)] \backslash [z(t-1)]$	M	H	L
S	(S, S)/M	(S, S)/H	(S, S)/L
I	(I, D)/M	(I, ?)/H	(D, ?)/L
D	(I, ?)/M	—	(I, ?)/M
	(D, ?)/M	(D, ?)/M	—

方向の影響伝播における変化傾向の加算規則 (表 2) を逆に適用した表 7 の伝播規則が用いられる。

(2) 操作ノードが関係する逆影響伝播 順シミュレーションでは, TS_0 における時刻 $t = 1 \sim n$ の操作ノードの変化傾向をユーザが入力することによりシミュレーションを開始する。つまり TS_0 における時刻 $t = 1 \sim n$ の操作ノードの変化傾向はシミュレーションでの影響伝播により決定するのではなく、ユーザが直接設定するものである。したがって、逆シミュレーションにおいて逆影響伝播に操作ノードが関係してくる場合、逆伝播の規則を変更する必要がある。

順シミュレーションにおいて操作状態を入力する際、例えば $[\partial x(t)] = I$ ($1 \leq t \leq 2$) という形式をとる。したがって、もし、その操作ノードが他のノードから影響を受けないノードであれば、時刻 $t > 2$ の間は変化傾向は S で一定となる。また、その操作ノードが他のノードから影響を受けるのであれば、時刻 $t > 2$ の間は他のノードからの影響伝播により決定したものと見なすことができる。

以上より、図 2 に示す操作ノードの位置に応じた逆影響伝播の規則として、表 8 が得られる ($D(x, y) = +$ のとき)。ただし、 $flag(x)$ の初期値は 0 とする。表中の記号 '?' は、変化傾向を一意に決定できないことを表している。この場合には、全ての可能性が考慮される。

(3) 1 ステップシミュレーション 構造モデル中にループが存在するとき、逆影響伝播において導出された定性的状態値、および変化傾向の組の中に、順シミュレーションでは起こり得ない組み合わせが出現する場合がある。このような状態を排除するために、1 ステップシミュレーションにより導出挙動をチェックする。

1 ステップシミュレーションとは 1 つの時刻について順シミュレーションを行うことである。逆影響伝播は時刻 $t = 1$ から開始され、時刻 t の逆影響伝播が終了した時点におい

図 2 操作ノードの位置

Figure 2. Position of operation node.

表 8 操作ノードが関係する y から x への逆影響伝播
Table 8. Backward propagation from y to x $[\partial x(t)] / [y(t)]$ with operation node.

操作ノード	条件	伝播結果	後処理
x^{*1}	$t = 1$	$[\partial x(t)] = [\partial y(t)]$	
	$t > 1, flag(x) = 0, [\partial x(t-1)] = [\partial y(t)]$	$[\partial x(t)] = [\partial y(t)]$	
	$t > 1, flag(x) = 0, [\partial x(t-1)] \neq [\partial y(t)]$	$[\partial x(t)] = S$	$flag(x) = 1$
	$t > 1, flag(x) = 1$	$[\partial x(t)] = S$	
x^{*2}	$t = 1$	$[\partial x(t)] = [\partial y(t)]$	
	$t > 1, flag(x) = 0, [\partial x(t-1)] = [\partial y(t)]$	$[\partial x(t)] = [\partial y(t)]$	
	$t > 1, flag(x) = 0, [\partial x(t-1)] \neq [\partial y(t)]$	$[\partial x(t)] = [\partial y(t)]$	$flag(x) = 1$
	$t > 1, flag(x) = 1$	$[\partial x(t)] = [\partial y(t)]$	
y	$flag(y) = 0$	$[\partial x(t)] = ?$	
	$flag(y) = 1$	$[\partial x(t)] = [\partial y(t)]$	

*1 ノード x に他ノードからの影響がないとき

*2 ノード x に他ノードからの影響があるとき

て、時刻 $t-1$ の結果は確定している。したがって、時刻 t の逆影響伝播により導出された結果のチェックは、時刻 $t-1$ の結果、および時刻 t の逆影響伝播により導出された操作ノードの変化傾向をもとにした 1 ステップシミュレーションにより行う。

1 ステップシミュレーションにより導出された結果が、逆影響伝播により導出された結果と一致した場合、この状態を有効な逆シミュレーション状態として残し、さらに時刻 $t+1$ における逆影響伝播へと進む。

(4.3) 類型パターンの導出

各ノードの部分系毎のシミュレーション結果は、例えば SII(DI)* という類型挙動パターンを含んだ変化傾向の系列で表される。シミュレーション結果のうち前半部分 SII を初期変化部と呼び、後半の類型パターンの部分を平衡状態部と呼ぶ。

初期変化部の最終時刻を $t = EARLY_MAX$ とおく。操作ノードの時刻 $t > EARLY_MAX$, つまり平衡状態部における類型パターンは、ユーザが順シミュレーション開始時に与えるべき固定値ではない。よって、全ノードの平衡状態部の類型パターンは、時刻 $t = EARLY_MAX$ の結果をもとにした時刻 $t > EARLY_MAX$ における順シミュレーションにより導出することができる。したがって、逆

影響伝播によらずこの方法をとることとする。

順シミュレーションにより得られた類型パターンが、ユーザが入力した挙動と一致していればこれを有効な状態として残す。

なお、平衡状態部における類型パターンが決定すれば、次は異なる時間スケール間における影響伝播に進むが、これは順シミュレーションの場合と同様の方法で行う。

(4.4) 逆シミュレーション手続き

構造モデルの設定として、各アークに対し、影響の方向と伝播速度を、また幾つかのノードを操作ノードとして指定する。初期状態として、各ノードに対して時刻 $t = 0$ における定性的状態値、状態の変化傾向を与える。さらに、あるノードの挙動を与える。以上の入力のもとに、逆シミュレーション手続きを示す。

Step1: アークに付与された影響の伝播速度を参照し、構造モデルを部分モデル $TS_0, \dots, TS_l$ に分割する。注目すべき時間スケールを $TS = TS_0$ とし、時刻を $t = 1$ とする。

Step2: TS について、最初に入力された挙動の時刻 t における変化傾向のもとに、表 6, 7 に従って影響を伝播し、 TS 内の各ノードの時刻 t における変化傾向を決定する。変化傾向が一意に決定できない場合には、全ての場合を想定し、全挙動を列挙し、各挙動が成立するための条件を記憶する。

Step3: 時刻 $t - 1$ における逆影響伝播結果、および時刻 t における操作ノードの変化傾向のもとに時刻 t における 1 ステップシミュレーションを行う。導出された各ノードの変化傾向が **Step2** において導出された変化傾向と一致していれば、有効な状態として残す。

Step4: 時刻 $t = \text{EARLY_MAX}$ のとき、 $t = \text{EARLY_MAX}$ の逆影響伝播結果をもとにした時刻 $t > \text{EARLY_MAX}$ における順シミュレーションにより各ノードの類型挙動パターンを導出する。導出された類型パターンが入力された挙動と一致していれば、有効な状態として残す。 $t < \text{EARLY_MAX}$ のとき $t = t + 1$ とし **Step2** へ進む。

Step5: TS より遅い部分モデルが存在しないならば、それまでに得られた変化傾向の系列を時間スケール毎に出力し、逆シミュレーションを終了する。そうでなければ **Step6** へ進む。

Step6: 表 4 に従い、部分モデル TS における最終状態をより遅い部分モデルに伝播する。これを新たな TS として、**Step2** 以降を繰り返す。

出力された各ノードの挙動の内、操作ノードの TS_0 における初期変化部の変化傾向の系列の最初の部分が操作状態となる。

5. 逆シミュレーション手法の評価

逆シミュレーションの目的は、ユーザが想定するシステ

ムの挙動を得るために必要となる施策案を獲得することである。この施策案は操作状態から抽出される。したがって、逆シミュレーションにより操作状態を獲得する場合と順シミュレーションにより操作状態を獲得する場合のシミュレーション回数、および実行時間を比較することにより逆シミュレーションの有効性を評価する。なお、順シミュレーションによる操作状態の獲得には、あらゆる操作状態をバッチ処理により入力させ目的にかなう操作状態を抽出する方法と、試行錯誤的に順シミュレーションを行うことにより操作状態を獲得する方法の 2 通りが考えられる。

評価には、商品の価格や売行きなどの関連についてモデル化したノード数 7、アーク数 9 のモデル 1 (図 3) と、同様の対象に設備投資、人件費などの諸要因についても考慮に入れたノード数 14、アーク数 20 の比較的大規模なモデル 2 (図 4) を用いた。

図 3 モデル 1
Figure 3. Model1.

図 4 モデル 2
Figure 4. Model2.

表 9 順シミュレーションとの比較
Table 9. Comparison with forward simulation.

モデル	#	逆		順	
		回数	実行時間	回数	実行時間
モデル 1 (操作ノード数:2)	7	1	531	10	2,380
モデル 2 (操作ノード数:4)	43	1	97,412	131	1,183,884

モデル 1 の操作ノードは「CM 制作料」,「価格」の 2 ノードとする。モデル 2 の操作ノードは「多地域進出度」,「OA 化」,「CM 制作料」,「価格」の 4 ノードとする。どちらのモデルに対しても「売行き」を増加させるための施策案を獲得することをシミュレーションの目的とする。

逆シミュレーションの入力として,「売行き」が増加している挙動として, $(\langle TS_0 \rangle \text{の挙動}), (\langle TS_1 \rangle \text{の挙動}) = (SII(DI)^*, II^*)$ を与えた。比較結果を表 9 に示す。なお, 順シミュレーションにおいてはあらゆる操作状態についてシミュレーションを実行した。表中の実行時間はシミュレーションに要した時間であり, 順シミュレーションの方では全シミュレーション時間の和を表している。表中の実行時間の単位は (ms) である。また, # は逆シミュレーションにおいて導出された操作状態の数である。

順シミュレーションにおいてパッチ処理した場合を考えると, モデル 1 では逆シミュレーションの場合と比較して実行時間で約 4 倍かかる。モデル 2 では約 100 倍となっている。

また, 試行錯誤的に順シミュレーションを実施した場合, モデル 1 では 1 回当たりの平均実行時間が 238(ms) となるので, 順シミュレーションを 3 回行った時点で逆シミュレーションにおける実行時間よりも時間がかかることになる。モデル 2 では 1 回当たりの平均実行時間が 9,037(ms) となり, 11 回行った時点でオーバーする。逆シミュレーションにおいては 43 の操作状態が獲得されており, 11 回程度ではシミュレーション回数が十分とはいえず, 有効な施策案を取りこぼす可能性も出てくる。さらに, 試行錯誤的に順シミュレーションを行う場合, 初期状態および操作状態の設定をその都度行うことになるが, 逆シミュレーションにおいては 1 回の初期設定で済む。このことから, 逆シミュレーションの有効性がいえる。

6. 適用例

あるファッション専門店における現状の問題点, および業界関連知識をもとに, 作成した構造モデルを図 5 に示す。影響の伝播速度は V_0, V_1 の 2 種類に分けて設定した。ノードの添字は, ノードの参照番号である。

モデル中のノードのうち, アークの射入のないノード, および, 要因に変化傾向を与えることにより施策案をほどこすことが可能な「人材の数」,「マーケティング度」,「製

図 5 あるファッション専門店に関する構造モデル
Figure 5. A structural model of a fashion shop.

造原価・物流費」の 3 つのノードが操作ノードとして考えられる。

しかし, これら全てを操作ノードとして設定して逆シミュレーションを行うと, 操作状態として各ノードに与える変化傾向の組み合わせは $3^7 = 2187$ 通り存在し, 出力される操作状態は数百通りになると考えられる。そこで, これらのノードを分類し, 操作ノードとして設定するノードの数を減らして逆シミュレーションを実行することにより, 出力される操作状態の数を絞り込む。

売上げを伸ばすことが目標となるので, 逆シミュレーションで入力となる挙動は, 「売上高」が増加している挙動である。ところで, モデル中のアークには伝播速度が V_0 のものと V_1 が存在し, 時間スケールは TS_0 と TS_1 の 2 種類存在することになる。したがって, シミュレーション開始直後に短期的に「売上高」に影響を与える要因と, 開始後ゆっくりと長期的に影響を与える要因が存在すると考えられる。そこで, 先に挙げた操作ノードを短期的に影響を与える要因と長期的に影響を与える要因との 2 種類に分類する。

対象となるモデルにおいて時間スケールの分割を行った結果, 伝播速度 V_0 のアークに支配される TS_0 と, V_1 のアークに支配される TS_1 とに分割された。 TS_0 は「売上高」につながる部分と, 「出店計画数」→「店舗数」のアークの伝播速度が V_1 のため「売上高」につながらずに, 因果関係の流れが「出店計画数」で終端している部分とに大まかに分けることができる。また, TS_0 においては「マーケティング度」からの影響は「消費者動向の把握度」までしか伝

播しないと考えられる。このことより、7つの操作ノードで「売上高」につながる部分に属するノードのうち「在庫数の把握度」、「売上データの活用度」、「製造原価・物流費」の3つのノードを短期的に影響を与えるノードとして抽出する。残りの4つのノードを長期的に影響を与えるノードとして扱う。

以上より、逆シミュレーションの際、操作ノードとして登録するノードを以下のように分けて実行する。

case 1: 「在庫数の把握度」、「売上データの活用度」、「製造原価・物流費」

case 2: 「マーケティング度」、「人材の数」、「店舗の標準化」、「店舗のオリジナリティ」

case 1 ではシミュレーション開始直後に短期的に増加させる施策案を、case 2 ではシミュレーション開始後からゆっくりと長期的に増加させる施策案を立案することが目的となる。したがって、逆シミュレーション時に case 1、および case 2 のときに与える「売上高」の挙動として、次のように変化傾向の系列を定める。ただし、括弧内の表現は $(TS_0$ の挙動)、 $(TS_1$ の挙動)) を意味する。

case 1: (SIIS*, IS*), (SIIS*, II*)

case 2: (SSSS*, SI*)

case 1、および case 2 について逆シミュレーションを行った結果を各々表 10、表 11 に示す。ただし、表中で条件が 2 つ示されている場合は 2 つとも満たすことが条件となる。また、case 2 については出力数が 73 と多かったので、アークの影響の強弱に関して特に条件のない操作状態のみを掲載した。

表 10 に示される case 1 のシミュレーション結果および構造モデルを見ることにより次のようなことがいえる。

- アークの影響の強弱に関して特に条件のない、no. 1 ~ 7 までの結果から、在庫数の把握を強化し、売上データをうまく活用し、製造原価・物流費を安く抑えることにより短期的な売上高のアップが見込める。
- 「製造原価・物流費の高騰による営業コストの増大」という問題点が挙げられているので、この問題にも対応できる施策案を考える必要がある。そこで、「製造原価・物流費」が I となっている no. 10 ~ 14 の結果に注目する。アークの影響の強弱の条件が $E(v, x) > E(w, x)$ となっていることから、顧客の減少を最小限にとどめ、機会ロスを効果的に減らすことにより売上高のアップが見込める。

表 11 に示される case 2 のシミュレーション結果から次のようなことがいえる。

- マーケティングの強化、店舗の標準化の推進、より多くの人材を確保することにより長期的な売上高のアップが見込める。
- 店舗のオリジナリティに関してはどちらともいえない。
- 「不人気業界であるため、良い人材が確保できない」という問題点が挙げられているので、この問題にも対

表 10 case 1 における逆シミュレーション結果
Table 10. Result of backward simulation in case 1.

no.	在庫数の把握度	売上データの活用度	製造原価・物流費	条件
1	I	I	D	-
2	I	I	-	
3	I	-	D	
4	-	I	D	
5	I	-	-	
6	-	I	-	
7	-	-	D	
8	I	D	D	$E(k, r) > E(h, r)$
9	I	D	-	
10	I	D	I	$E(v, x) > E(w, x)$
11	I	I	I	
12	I	-	I	
13	-	I	I	
14	D	I	I	$E(k, r) < E(h, r)$
15	D	I	D	
16	D	I	-	$E(v, x) < E(w, x)$
17	D	D	D	
18	D	-	D	
19	-	D	D	

表 11 case 2 における逆シミュレーション結果
Table 11. Result of backward simulation in case 2.

no.	マーケティング度	人材の数	店舗の標準化	店舗のオリジナリティ
1	I	I	I	-
2	I	-	I	-
3	I	I	-	-
4	-	I	I	-
5	I	-	-	-
6	-	-	I	-
7	-	I	-	-

応できる施策案を考える必要がある。

なお、逆シミュレーションと順シミュレーションを組み合わせるにより、より効果的なシミュレーションが可能である。例えば、上記の結果からは「店舗のオリジナリティ」を出すことでは無条件に売上高がアップするとは予測されない。しかし、少なくともイメージアップの方法として「店舗のオリジナリティ」を出すことの可能性は示唆されるため、「店舗のオリジナリティ」に関して順シミュレーションを実施することにより、さらに細かく分析することが可能となる。

以上のシミュレーション結果およびその解釈をもとに、次のような経営戦略を立案した。

- 在庫数の正確な把握、および売上データの活用による商品投入の適正化
- 売上データの活用、およびマーケティングの強化による消費者動向の把握
- 消費者動向の把握による商品企画の強化
- 店舗の標準化による出店コストの抑制
- 店舗にオリジナリティを出すことによるイメージアップ

6. イメージアップによる人材確保の強化

7. 店舗数を増やし大量受注することによる製造原価・物流費の削減

これらを専門家であるSEが同じ課題に対して実際に立案した戦略案と比較したところ、全ての立案結果と意味的に一致するものが専門家の戦略案に含まれていた。専門家の戦略案の中には、シミュレーションの結果からは立案できなかったものも含まれていたが、それらは構造モデル中のノードに表されていない要因に関するものであり、また、内容的には、立案した戦略を実現するために、さらに具体的に考えた内容であるものと判断される。これより、提案したシミュレーション手法が戦略立案のために有効であることが示される。

7. まとめ

本論文では、ある要因の挙動から施策案に相当する初期状態を導出する逆シミュレーション手法を提案した。提案手法の効率性を順シミュレーションとの比較実験により明らかにした。また、提案手法が問題解決のために有効な施策案立案を効果的に支援できることをファッション専門店における経営戦略立案への適用を通して実験的に確認した。

提案したシミュレーション手法を組み込んだGUIベースのシミュレーションシステムを開発している⁽⁸⁾。システムは、専用のドローツールによる構造モデル作成支援、時間スケール表示機能による施策案の選択支援、種々のグラフ表示モードによるシミュレーション結果の視覚化、などの機能を有し、総合的な戦略立案支援が可能である。現在、システム拡張の1つの試みとして、シミュレーション結果を自然言語形式でシナリオ化してユーザに提供する方式を開発中である⁽⁹⁾。

(平成7年4月14日受付)

文 献

- (1) J. N. Warfield: "Binary Matrices in System Modeling", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, **SMC-3**, 5, pp. 441-449 (1973)
- (2) 寺野寿郎: システム工学入門, 共立出版 (昭60)
- (3) 田村担之: 大規模システム, 昭見堂, (昭61)
- (4) 大川剛直, 畑 慎也, 薦田憲久: 「類型パターンを用いた時間スケール多重化定性シミュレーション」, 電気学会C部門論文誌, **114-C**, 11, pp. 1141-1147 (1994)
- (5) 畑 慎也, 大川剛直, 薦田憲久: 「類型挙動パターン帰着型定性シミュレーション方式とその評価」, 電気関係学会関西支部連合大会予稿集, p. G99 (1994)
- (6) B. Kuipers and D. Berleant: "Using incomplete quantitative knowledge in qualitative reasoning", Proc. of the 7th National Conf. on Artificial Intelligence (AAAI-88), pp. 324-329 (1988)
- (7) 西田豊明: 定性推論の諸相, 朝倉書店 (平5).
- (8) S. Hata, T. Ohkawa, and N. Komoda: "Development of Qualitative Simulation System Using Typical Patterns", Proc. IEEE Int'l Conf. on Systems, Man and Cybernetics, pp. 2749-2754 (1994)
- (9) A. Hiramatsu, S. Hata, T. Ohkawa, and N. Komoda: "Scenario Generator for Qualitative Simulation System", Proc. 1995 IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics, (To appear)

畑 慎也

(非会員) 1971年3月26日生まれ。93年3月大阪大学工学部情報システム工学科卒業。同年4月同大学大学院工学研究科情報システム工学専攻博士前期課程入学。定性シミュレーションに関する研究に従事。95年3月同前期課程修了。同年4月(株)ジャストシステム入社。

大川 剛直

(正員) 1963年5月1日生まれ。88年3月大阪大学大学院通信工学専攻博士前期課程修了。90年同後期課程退学。現在、同工学部情報システム工学科講師。工博。知識獲得、機械学習、定性推論に関する研究に従事。IEEEなどの会員。

薦田 憲久

(正員) 1950年2月27日生まれ。74年3月大阪大学大学院電気工学専攻修士課程修了。同年(株)日立製作所入社。81~82年UCLA留学。91年4月大阪大学工学部情報システム工学科助教授、現在、同教授。工博。システム工学、知識情報処理の研究に従事。計測自動制御学会86年度論文賞、同学会87年度技術賞受賞。IEEEなどの会員。