

琉球大学学術リポジトリ

マーチの相互学習モデルにおける全メンバ方式によるロックイン・プロセスと知識レベルについて

メタデータ	言語: 出版者: 琉球大学法文学部 公開日: 2010-12-02 キーワード (Ja): 組織学習, マーチの相互学習モデル, 全メンバ方式, ロックイン・プロセス キーワード (En): 作成者: 志村, 健一, Shimura, Kenichi メールアドレス: 所属:
URL	https://doi.org/10.24564/0002005720

マーチの相互学習モデルにおける 全メンバ方式によるロックイン・プロセスと知識レベルについて

Eliciting Knowledge from All Organizational Members:
A Descriptive Analysis of Lock-in Processes

志 村 健 一

マーチの相互学習モデルのメンバ数2、現実の成分数2の場合について、全組織メンバを優秀グループとする場合（全メンバ方式と呼ぶ）について考察した。すべての異なる初期状態について、ロックインのプロセスを求め、これを基に知識レベルの期待値を求めた。その結果、全メンバ方式はマーチの優秀グループによる方式に比べ40%ほどの知識レベルの低下をもたらすことが知れた。またこの方式では学習パラメータは、均衡までの学習回数に影響するだけで、知識レベルには影響しないことがわかった。

キーワード：組織学習、マーチの相互学習モデル、全メンバ方式、ロックイン・プロセス

1. はじめに

March^[1]により提案された組織学習モデル（以後マーチの相互学習モデルと呼ぶ）については高橋^[2]、志村^[3]によりコンピュータ・シミュレーションによる検討結果が報告されている。また志村^[4,5]では、メンバ数2、現実の成分数2の場合について、シミュレーションに依らずに、実際の確率分布に基づき知識レベルの期待値を求めている。

本研究では組織コードの学習方法について検討する。特に全組織メンバを優秀グループ（後述）と考えた場合（全メンバ方式と呼ぶ）のすべての異なる初期状態について、ロックインのプロセスを図示する。そしてこれを基に知識レベルの期待値などを求め、組織コードの学習方式に関して考察する。

2. マーチの相互学習モデルについて

ここでは高橋^[2]により定式化されたマーチの相互学習モデルを基に、組織メンバ数2、現実の成分数2のモデルについてまとめる。詳しくは高橋^[2]、志村^[3]を参照して欲しい。

(1) 現実

組織外部の現実を表す。組織メンバは、相互学習を通してこの現実を知ろうとしている。議論の簡略化のため、現実はすべて1の場合を考える。よって以下現実についての記述を省略している。

(2) 組織メンバと組織コードの確信

組織メンバと組織コードは現実の各成分に対し、確信として1か0か-1の値を持つ。各組織メンバは、確信の初期値として1か0か-1の値を等確率で与えられる。組織コードの確信は、初期値0とする。

(3) 知識レベル

組織コードあるいは組織メンバの確信が現実と一致した割合を「知識レベル」と定義する。また簡単のため現実と一致した数を「知識数」と定義しておく。知識数を現実の成分数（今は2）で割れば知識レベルである。

(4) 組織メンバの学習

成分ごとに、もし組織コードの確信が0でなければ、対応する組織メンバの確信は、確率 p_1 で組織コードと同じ値に変わる。ここで、確率 p_1 は組織コードからの学習率を表すパラメータである。

(5) 組織コード学習

組織コードよりも高い知識レベルをもつ組織メンバのグループを優秀グループと呼ぶ。この優秀グループの成分ごとに、-1と1とで個数が多い方を「多数派」とする。第 j 成分の多数派の数から少数派の数を引いたものを k_j とする。

組織コード学習とは、確率 q_j で組織コードが多数派の値となることである。ここで $q_j = 1 - (1 - p_2)^{k_j}$ とする。確率 p_2 は組織コードの学習率を表すパラメータである。

本研究では、組織コード学習を、上で定義した優秀グループでなく、全組織メンバで行なう場合、すなわち全メンバ方式についてのロックインプロセスを検討する。これはすべての組織メンバを優秀グループと考えることに対応する。

(6) 均衡とロックイン

「すべての組織メンバと組織コードが同じ確信を持つとき」を均衡と定義 (March^[1]) する。定義から、均衡状態では組織メンバと組織コードの知識レベルは等しい。この知識レベルを「均衡知識レベル」と呼ぶ。また「学習を行っても確率1ですべての確信が変化しない状態」をロックイン (志村^[3]) と呼ぶ。均衡はロックインの一つであるが、均衡でないのにロックインするケースを非均衡ロックイン (高橋^[2]) と呼ぶ。

(7) 組織の初期状態について

組織の初期状態におけるすべてのパターンは志村^[4]で求めている。そこでは、組織の状態を表すのに表示1の様な、行列状の表示を使用している。組織メンバを行で表し、組織メンバの確信を四角で囲み、その上に組織コード (初期値は0) を載せる。初期状態として考えうるのは組織メンバのすべての確信4つについて、全部で81 ($=3^4$) 通りである。これからメンバと成分を入れ替えると同じになる場合を除いたのが表示1の27パターンである。志村^[4]ではこれを次の4つのグループに分けている。すなわちマーチの組織コード学習に基づく結果により(a)均衡ロックインのみのもの、(b)非均衡ロックインを含むもの、(c)非均衡ロックインのみのもの、(d)すべてが0の成分を含むもの、に分けている。パターンの番号もこれに基づいている。(パターンの並べ方については志村^[4] p.78参照)

表示1では比較可能なようにパターン番号は志村^[4]を使用するが、並べ方は全メンバ方式の結果に基づき、次の5つに分類している。すなわち(a)知識数2のもの、(b)知識数1のもの、(c)知識数0のもの、(d)非均衡ロックインのみのもの、(e)すべてが0の成分を含むもの、である。

3. 全メンバ方式によるロックイン・プロセス

(1) 図による表示方法について

本論では、組織の状態を表すのに、例えば図1のパターン2のように、楕円を使用した。楕円の中は、メンバの確信を四角で囲み、その上に組織コードを載せる。本論では全メンバ方式、すなわち全組織メンバを優秀グループと考えるので、志村^[4,5]のように優秀グループを網掛けで示すことはしない。組織の初期状態は実線の楕円で示した。初期状態の楕円の外に示した数値は行と列を入れ替えてできる異なる初期状態の数である。また均衡は実線の二重楕円とし、途中の状態は点線の楕円で示される。

矢印は状態間の推移の可能性を示す。図中では、組織コード学習は実線の矢印で、組織メンバ学習は点線の矢印で示す。途中の状態では、いずれの学習でも、確信が変化しないことがあり、これは同じ楕円自身に戻る矢印として示せよう。しかし自分自身に戻る矢印は簡単のため省略した。

また非均衡ロックインは図4のパターン3のように二重の点線楕円とした。さらにパターン8のように、初期状態が非均衡ロックインの場合は、内楕円を実線で、外楕円を点線で示した。

表示1で示した27パターンの全メンバ方式によるロックイン・プロセスを上の方法で図示しものを、表示1の(a)から(e)に対応して図1から図5とした。

表示1. すべての初期状態のパターンについて

(a)知識数2のパターン

パターン1	パターン2	パターン4	パターン7
0 0	0 0	0 0	0 0
1 1	0 1	0 0	1 0
1 1	1 1	1 1	0 1

(b)知識数1のパターン

パターン9	パターン10	パターン11	パターン12	パターン15
0 0	0 0	0 0	0 0	0 0
-1 1	-1 1	0 0	-1 0	-1 0
0 1	-1 1	-1 1	-1 1	0 1

(c)知識数0のパターン

パターン18	パターン19	パターン20	パターン21
0 0	0 0	0 0	0 0
-1 -1	0 -1	-1 -1	-1 -1
0 0	-1 0	-1 0	-1 -1

(d)非均衡ロックインのみのパターン

パターン3	パターン5	パターン6	パターン8	パターン13	パターン14	パターン16	パターン17
0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0
-1 1	-1 0	-1 -1	1 -1	0 -1	-1 -1	-1 -1	1 -1
1 1	1 1	1 1	0 1	-1 1	-1 1	0 1	-1 1

(d)すべて0の成分を含むパターン

パターン22	パターン23	パターン25	パターン26	パターン27	パターン24
0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0
1 0	0 0	-1 0	-1 0	0 0	-1 0
1 0	1 0	0 0	-1 0	0 0	1 0

(イ)知識数1の場合

(ロ)知識数0の場合

(ハ)非均衡ロックインのみの場合

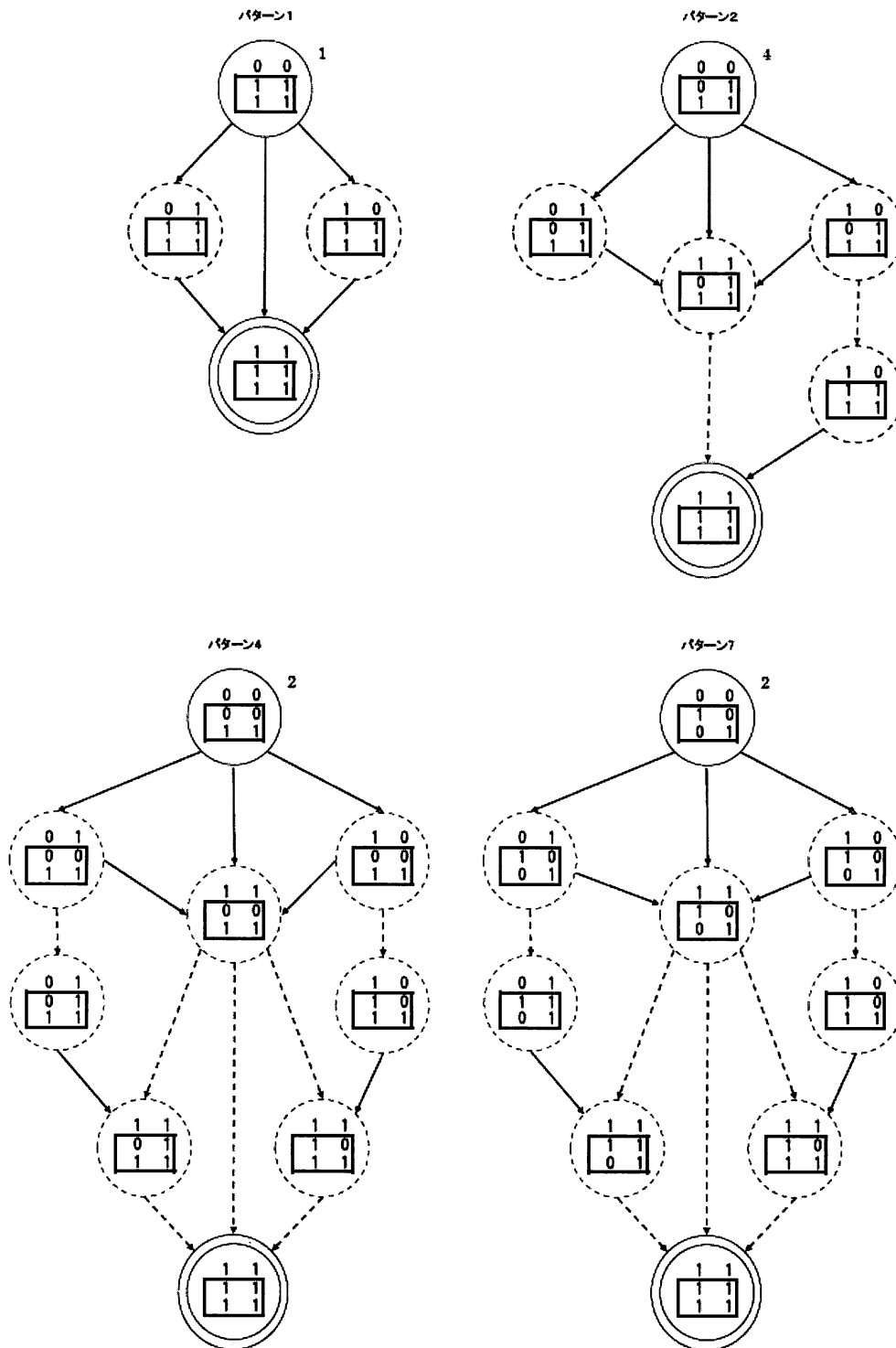


図1. 知識数2のロックイン・プロセス

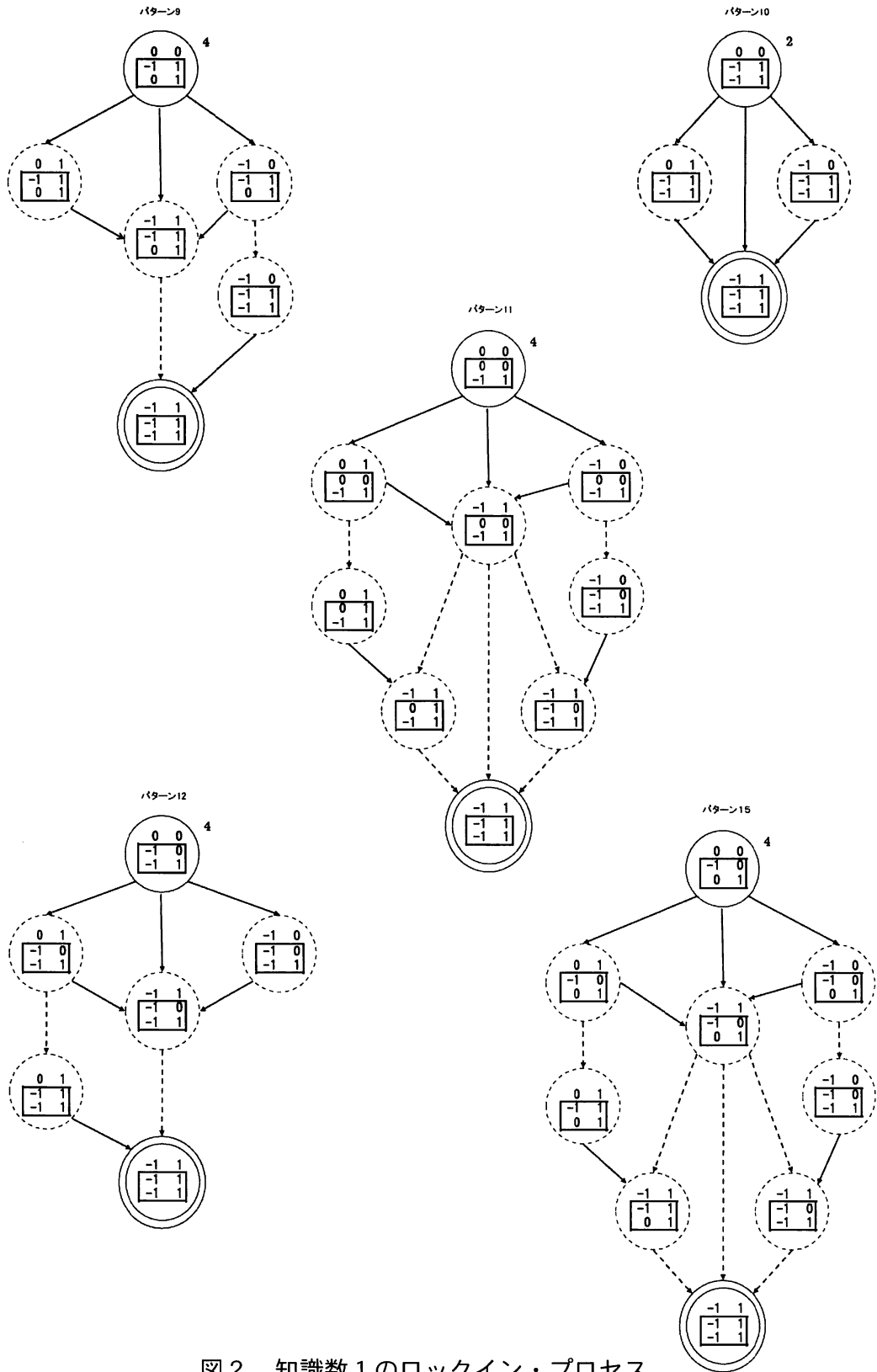


図2. 知識数1のロックイン・プロセス

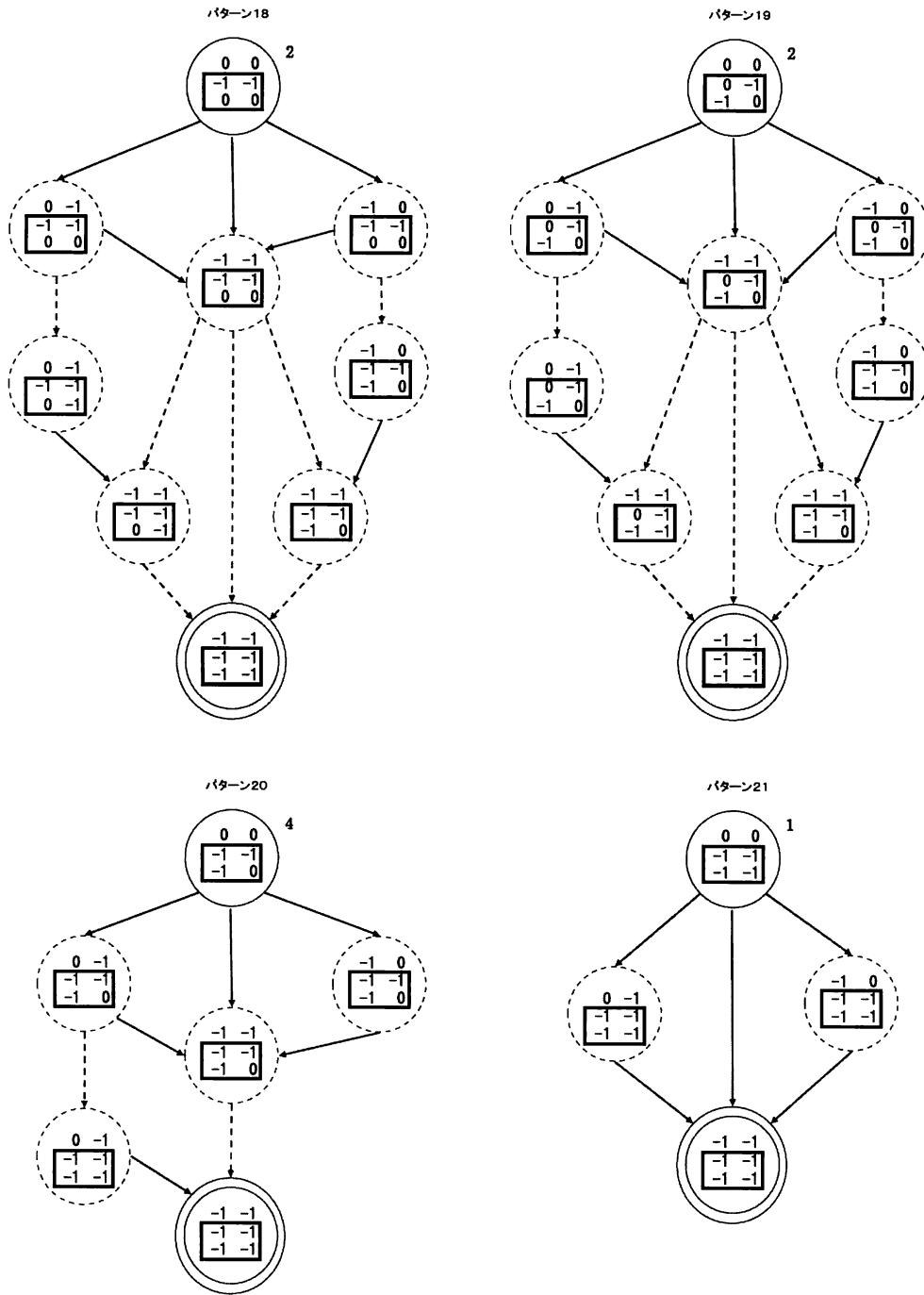


図 3. 知識数 0 のロックイン・プロセス

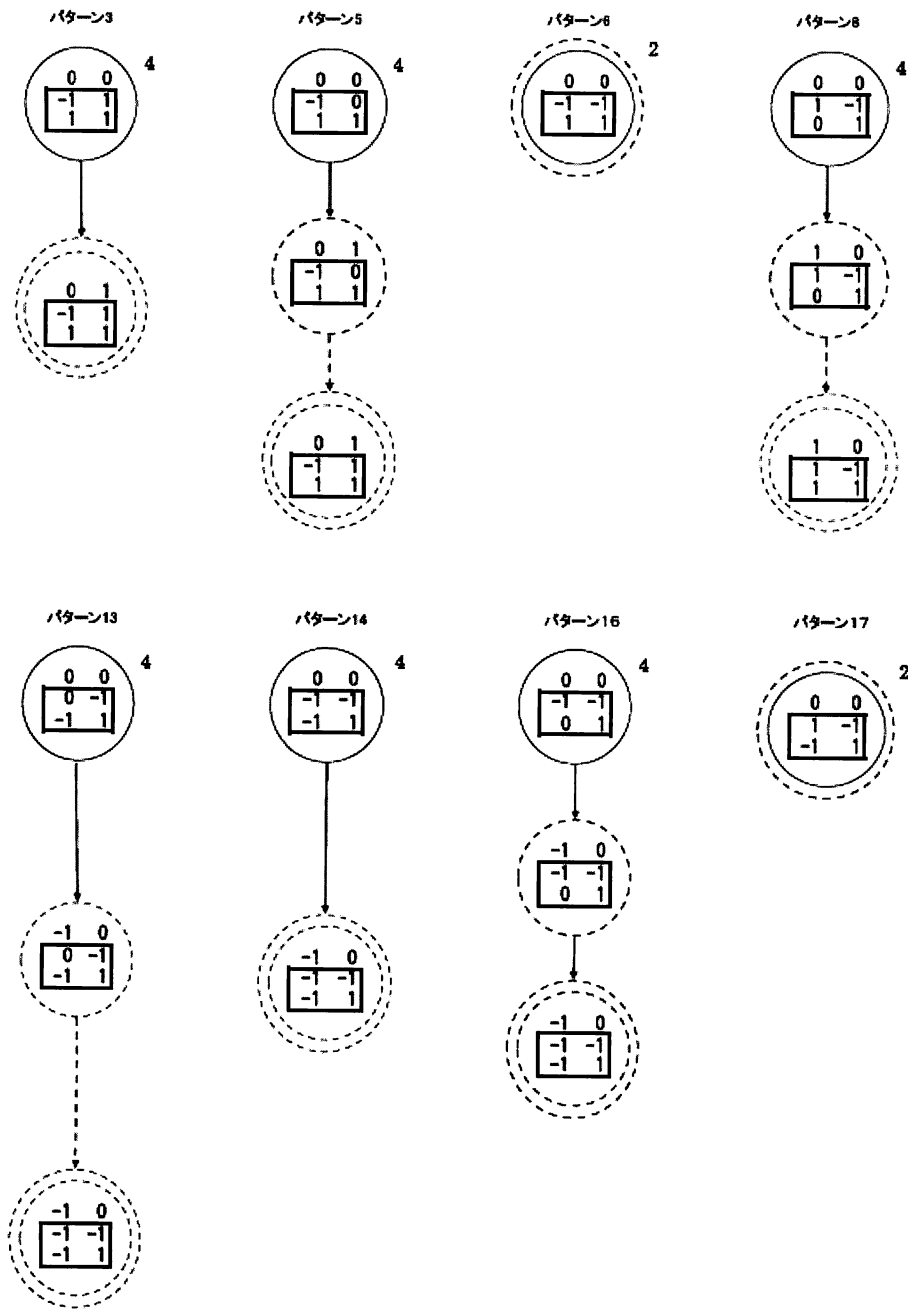


図4. 非均衡ロックインのみのロックイン・プロセス

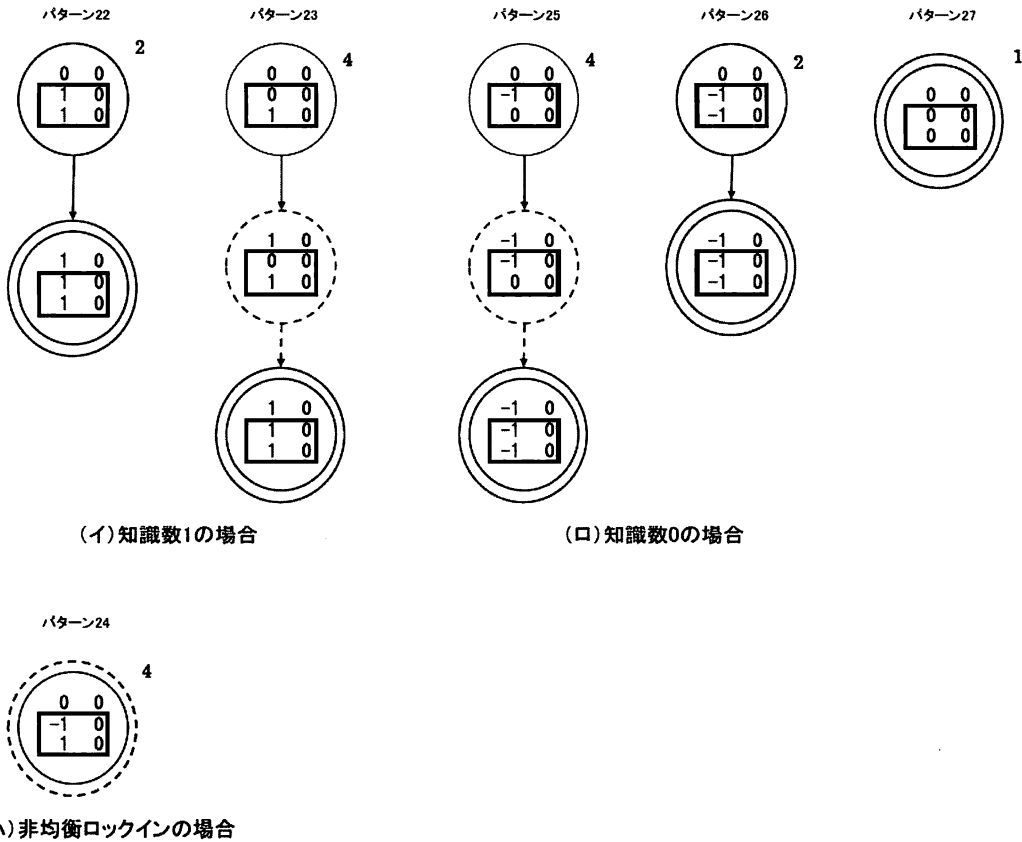


図5. すべて0の成分を含むロックイン・プロセス

(2) 知識レベルについて

この図1から図3と図5 (イ) (ロ) のロックインプロセス図は、1つの初期状態に対して1つの均衡からなる。このことから学習パラメータ p_1 、 p_2 は、均衡までの学習回数には影響するが、知識レベルには影響しないことがわかる。また非均衡ロックインとなるのは各列に1と-1を含む場合である。図より均衡となる初期状態は49通りであり、非均衡ロックインとなる初期状態は32通りである。また知識数2となる場合は9通り、知識数1となる場合は24通り、知識数0となる場合は16通りである。よって次のような知識数についての確率分布を求めることができる。

$$P(2) = 9/49, P(1) = 24/49, P(0) = 16/49$$

よって知識数の期待値 $E(\text{知識数})$ は

$$E(\text{知識数}) = 2 \times P(2) + 1 \times P(1) + 0 \times P(0) = 42/49$$

$$E(\text{知識レベル}) = E(\text{知識数}) / 2 = 21/49 \approx 0.42857$$

同じく知識レベルの分散 $V(\cdot)$ と標準偏差 $D(\cdot)$ は

$$V(\text{知識レベル}) = (1 - 21/49)^2 \times P(2) + (0.5 - 21/49)^2 \times P(1) + (0 - 21/49)^2 \times P(0) \approx 0.1224$$

よって $D(\text{知識レベル}) \approx 0.350$ を得る。

4. おわりに

マーチの相互学習モデルのメンバ数2、現実の成分数2の場合について、全組織メンバを優秀グループと考える全メンバ方式について考察した。まず異なるパターンのすべての初期状態に対してロックイン・プロセスを求めた。これを基に知識数の確率分布を求め、知識レベルの期待値を求めることが出来る。求めた知識レベルの期待値は0.429であった。これは2(5)に示したマーチによる組織コード学習方式での期待値の最低値0.696（志村^[5]）より0.267低い。すなわち全メンバ方式はマーチの優秀グループによる方式に比べ40%ほどの知識レベルの低下をもたらすことがわかる。またこの方式では学習パラメータ p_1 、 p_2 は、均衡までの学習回数に影響するだけで、知識レベルには影響しないことが知れた。

謝 辞

研究を進めるにあたり、仲門小夏さん始めゼミ生諸君には大変助けて頂きました。ここに記して感謝致します。

参考文献

- [1] March, James G. : “Exploration and exploitation in organizational learning”, *Organization Science*, pp.71-87, Vol.2, (1991)
- [2] 高橋伸夫：“組織ルーチンと組織内エコロジー”，*組織科学*, pp.54-77, 第32巻, 第2号, (1998)
- [3] 志村健一：“マーチの組織学習モデルについての一考察”，*日本経営システム学会誌*, pp.65-70, Vol.24, No.2 (2008)
- [4] 志村健一：“マーチの相互学習モデルにおけるロックイン・プロセスについて—組織メンバ数2，現実の成分数2の場合—”，*日本経営システム学会誌*, pp.77-80, Vol.25, No.1 (2008)
- [5] 志村健一：“マーチの組織学習モデルにおける知識レベルについて—組織メンバ数2，現実の成分数2の場合—”，*日本経営システム学会誌*, pp.25-30, Vol.25, No.1 (2008)