“猿とバナナ”問題に対する GPS の修正とあいまい化* (第1報, GPS のフィードバック原理による修正)

佐野典秀^{*1}, 高橋亮一^{*2}

Modified and Fuzzified General Problem Solver for the "Monkey and Banana" Problem (1st Report, Modified General Problem Solver with Feedback Principle)

Norihide SANO and Ryoichi TAKAHASHI

The master-and-slave control system should be extensively implemented for the in-service inspection of operating nuclear power stations or the decommission of retired plants. The performance of this system depends on the intelligent slave. In this paper the degree of intelligence is approximated by the given amount of prior knowledge or suggestions. This paper aims at improving the general problem solver (GPS) by incorporating the learning process in order to solve the puzzle of the "monkey and banana". The monkey in this puzzle may be a reasonable alternative to represent the intelligent slave. Also, this paper deals with fuzzified problem solving since the master's command is not always crisp to the slave.

Key Words: Artificial Intelligence, Fuzzy Set Theory, Safety Engineering, Learning Process, General Problem Solver, Master-&-Slave Control System, Puzzle of the Monkey and Banana

1. 結 言

原子力発電プラントにおける点検作業の自動化は作業員の被曝線量低減のために重要な課題である。また使用期間を経過した原子力発電プラントの解体作業においてもその自動化は急務である。これらの作業のために作業ロボットや遠隔操作技術が数多く報告されている。現状ではこの種の作業において最も有力な制御方式はマスタ & スレーブ方式である⁽¹⁾。そこには依然として人間の介在が不可欠である。本論文ではマスタ & スレーブ方式の制御におけるスレーブに相当する作業ロボットの知能化, いわば部分的自律制御化の素過程について検討する。

遠隔操作における人間の役割は, 複雑な思考・判断を必要とする作業全体の計画・予測・監視を行うことである。現在使用されている遠隔操作方式では, マスタが作業の手順から細部にわたる操作量の決定まですべて一括管理し実行している。いま解体作業や点検作業を, 思考・判断のレベルという視点で細分化していくと, 例えば TV カメラを用いて作業環境の変数を得

る階層まではスレーブの側で既に機械化されている。

本論文ではスレーブに部分的な問題解決を課すことを想定している。この部分的な作業の意味は標準化された, あるいは定まったパターンの問題の解決である。人間は当面した問題をなにかに例え, 類別し, いわゆるパズルの問題, “猿とバナナ”, “ハノイの塔”, “宣教師と人喰い人種”などに当てはめ, その解答を求めて当面の問題への指針とした歴史がある。こう考えるといくつかの標準的なパズルを解くことはスレーブの行う部分的な問題解決の類似性として捉えられる。いくつかのパズルの問題を定形的な作業の例題としてあらかじめ用意し, マスタは問題の種類を選択と問題の初期状態と目標状態のみをスレーブに与える方式を考察の対象とした。

この種の問題解決を計算機上で行う方法のひとつとして Simon, Newell らによる GPS (General Problem Solver) があり⁽²⁾, パズル問題の種類に依存しない解法のひとつである。Simon らは, トリー状グラフで表現される状態空間を縦形探索していく手段-目的解析により GPS に対する解釈を与えている。本論文ではマスタ&スレーブ方式の作業の実際の適用を考えつつ, 制御工学的な解釈を GPS に与えた。

本論文では知能的ということ『あらかじめ人間が

* 原稿受付 平成2年5月31日。

^{*1} 正員, 静岡学園短期大学 (〒426 藤枝市駿河台 4-1-1)。

^{*2} 正員, 東京工業大学工学部 (〒152 東京都目黒区大岡山 2-12-1)。

与えておく入れ知恵の量が少なくて、問題解決能力があること』と解釈し、GPSの知能化を試みた。状況に応じて操作手順を決定することが解答である“猿とバナナ”問題⁽³⁾を取り上げた。すなわちスレーブに導入するGPSの知能化を検討するために、GPSにおける入れ知恵として差異と作用素の関係表(手段)、差異の重要度の順序(戦略)等があるが、本論文では差異と作用素の関係表に着目し、その修正法とあいまい化を試みGPSの問題解決能力の向上をシミュレーションによって確認した。

2. 問題の定式化

問題解決能力の評価を行うために解くべき問題として“猿とバナナ”問題を取り上げ、本論文で提案した修正GPSによって、この問題を実際に解く。

ここで“猿とバナナ”問題とは以下の問題である。

図1のように部屋の床の上に猿がいる(場所A)。部屋の天井からバナナが吊り下げられている(場所C)。猿はバナナを手に入れたいが背丈が低すぎてそのままでは届かない。部屋の床の上に箱がある(場所B)。猿は部屋の中の任意の場所に箱を押して移動することが可能でかつ箱に登ることができる。猿はどのように行動すればバナナを手に入れることができるか。その手順を示せ。

この問題を命題変数を使って、命題関数を定義し、述語論理式として記述すると以下ようになる。

$$\forall x\{AT(monkey, x) \Rightarrow \exists y Move(x, y)\} \dots (1)$$

$$\forall x, y\{Move(x, y) \Rightarrow AT(monkey, y)\} \dots (2)$$

$$\forall x\{AT(monkey, x) \wedge AT(box, x) \Rightarrow \exists y Box(x, y)\} \dots (3)$$

$$\forall x, y\{Box(x, y) \Rightarrow AT(monkey, y) \wedge AT(box, y)\} \dots (4)$$

$$\forall x\{AT(monkey, x) \Rightarrow Reach(x)\} \dots (5)$$

$$\forall x\{AT(monkey, x) \wedge AT(box, x) \Rightarrow On(x)\} \dots (6)$$

図1 猿とバナナ問題の初期状態

$$\begin{aligned} &\exists x\{AT(monkey, x) \wedge AT(box, x) \\ &\quad \wedge AT(banana, x) \wedge On(x) \wedge Reach(x) \\ &\quad \Rightarrow GET\ Banana\} \dots (7) \end{aligned}$$

$$AT(monkey, a) \wedge AT(box, b) \wedge AT(banana, c) \dots (8)$$

ここで、それぞれの命題関数は、真(T)と偽(F)の二値をとり、定義は以下のである。

$AT(m, x)$: 対象 m が場所 x に存在する。

$Move(x, y)$: 猿が場所 x から場所 y に移動する。

$Box(x, y)$: 猿が箱を押しながら場所 x から場所 y に移動する。

$On(x)$: 猿が場所 x で箱に登る。

$Reach(x)$: 猿が場所 x で手を伸ばす。

$GET\ Banana$: 猿がバナナを手に入れる。

またそれぞれの命題関数内における変数 x, y, m は次の集合の各要素とする、

$$\{x | x \in X, X = \{a, b, c\}\}$$

$$\{y | y \in Y, Y = \{a, b, c\}\}$$

$$\{m | m \in M, M = \{monkey, box, banana\}\}$$

ここで、例えば式(1)は、『すべての場所 x に対して、猿が場所 x に存在するならば猿が場所 x から場所 y に移動することが可能な場所 y が少なくともひとつは存在する。』と読む。

いま“猿”をスレーブ、“バナナ”を作業対象とみれば、炉内作業におけるマスタ & スレーブ方式の例題と考えられる。すなわち、マスタがTVカメラ等の画像情報を画面で見ながらスレーブに指示を与える場合を想定すると、最初にマスタが、式(7)で目標状態を、式(8)で初期状態を各々与える。するとスレーブは式(1)~(6)を連立して解き、作業手順を理解する。またマスタからはなにも見えない場合、例えばTVカメラ等の画像情報がマスタに返ってこない場合は、マスタは目標状態の式(7)のみを与え、スレーブが自身の認識機能により式(8)の初期状態を得て、式(1)~(6)を連立して解き作業手順を理解する。

ここで式(1)~(8)を解いた時、問題には少なくとも一つは解(作業手順)が存在することは導出原理⁽⁹⁾により得られ、式(1)~(8)は、“猿とバナナ”問題を過不足なく記述することを確認した。

3. スレーブの問題解決能力の向上

GPSは人工知能の分野で開発されたコンピュータ・プログラムである⁽²⁾。人間の問題解決の過程をよくモデル化したものとして知られているが、スレーブの部分的知能化にGPSを適用する上で、制御工学に基づくブロック線図を描くとわかりやすい。つまり、状

態を観測 (認識) し, 目標とする状態との偏差を求め, 操作量を決定して, 状態を書き換えるという流れで GPS を見直した。

3.1 GPS のフィードバック制御としての解釈

計算機上で前記式 (1)～(8) を無作為に連立して解くと莫大な組合せについて計算しなければ解が得られない場合がある。そこで, これらの式を学習機能つきのフィードバック・ループの中に表現し効率よく解いてみよう。

GPS ではまず, 目標とする状態と現在の状態との間の差異という概念を導入する。本論文で取り上げた“猿とバナナ”問題では図 1 に示す D_1, D_2, D_3 の三つの差異を考える。各々の差異は以下のように定義される。

D_1 : 猿とバナナの水平方向の距離 m

D_2 : 箱とバナナの水平方向の距離 m

D_3 : 猿とバナナの垂直方向の距離 m

GPS ではこれら三つの差異の縮小をそれぞれ考え, 最終的にすべての差異がなくなることを検討する。

次に, GPS ではこれら一つ一つの差異を縮小するためには, どのような行動をとればよいかを与えた差異と作用素の関係表を用いる。ここで利用した関係表を図 2 に示す。この表で各々の作用素 Op_1, Op_2, Op_3, Op_4 は, 式 (1), (3), (5), (6) を表す。この表は, 例えば次のように読む。『差異 D_1 (猿とバナナの水平方向の距離) を縮小するためには, 作用素 Op_1 (猿が場所 x から場所 y へ移動する) を適用すればよい』すなわち, 表の中で値 1 を持つ差異と作用素の組合せは効果があり, 値 0 を持つ差異と作用素の組合せは効果がないことを意味している。以後図 2 を関係表行列と呼ぶ。

上述の差異と, 関係表行列の代わりに命題関数 $D(i)$ の導入により, 式 (1), (3), (5), (6) は各々以下のように書き換えられる。

$$\forall x\{D(1) \wedge AT(monkey, x) \rightarrow \exists y Move(x, y)\} \quad \dots\dots\dots (9)$$

	Op_1	Op_2	Op_3	Op_4
D_1	1	0	0	0
D_2	0	1	0	0
D_3	0	0	1	1

図 2 差異と作用素の関係表

$$\forall x\{D(2) \wedge AT(monkey, x) \wedge AT(box, x) \rightarrow \exists y Box(x, y)\} \quad \dots\dots\dots (10)$$

$$\forall x\{D(3) \wedge AT(monkey, x) \rightarrow Reach(x)\} \quad \dots\dots\dots (11)$$

$$\forall x\{D(3) \wedge AT(monkey, x) \wedge AT(box, x) \rightarrow On(x)\} \quad \dots\dots\dots (12)$$

ここで, 命題関数 $D(i)$ ($i=1, 2, 3$) は次の意味を表す。
 $D(i)$: 現在, 差異 D_i が存在する。

この式 (9)～(12) が先に示した関係表を述語論理式で表現したものに相当する。

図 3 は, GPS が以上の式をどのように組合せて問題を解いていくかを示したブロック線図である。図中の各ブロック内の数字は各々対応する式の番号を表している。

GPS では, まず入力として, 問題の初期状態と目標状態が与えられると差異の有無を調べる。差異が存在する場合, 存在する差異の中で重要度の高い差異の縮小から順番に検討していくために縮小すべき差異の選択を行う。次にその差異を縮小するためにどのような行動をとればよいかを知るために, 関係表を調べ適用すべき作用素を選び, さらにその作用素の適用条件の照合を行う。作用素が適用できる場合は, その作用素の適用を行い, 状態が書き換わる。また, 作用素が現在の状態のままでは適用できない場合は, 新しく副目標を立案し, 最初のブロックに戻り, その新しい目標状態に対する現在の状態との差異の有無を調べる。以上の動作を繰返し GPS では問題を解いていく。

3.2 差異と作用素の関係表の学習 本論文では, まず関係表 (手段) の学習を試みた。すなわち従来の GPS では, あらかじめ図 2 のように与えていた関係表を外部から与えることをせずに, 問題を解いていく過程で自ら内部で書き換えていくことを試みた。すなわち問題を 1 問も解いていない状態ではすべての差異と作用素の組合せについて値 1 を表の中の各要素がもつと仮定した。言い換えるならば最初の状態では, ある差異を縮小するためにどの作用素を適用すればよいかについては与えず, 問題を解いていく過程で徐々に有効な差異と作用素の組合せを探っていく数値実験を

図 3 GPS のブロック線図

行った。

上記のように仮定すると、式(9)、(10)、(11)、(12)は以下の式で与えられる。

$$\forall i, x \{D(i) \wedge AT(monkey, x) \rightarrow \exists y Move(x, y)\} \dots\dots\dots (13)$$

$$\forall i, x \{D(i) \wedge AT(monkey, x) \wedge AT(box, x) \rightarrow \exists y Box(x, y)\} \dots\dots\dots (14)$$

$$\forall i, x \{D(i) \wedge AT(monkey, x) \rightarrow Reach(x)\} \dots\dots\dots (15)$$

$$\forall i, x \{D(i) \wedge AT(monkey, x) \wedge AT(box, x) \rightarrow On(x)\} \dots\dots\dots (16)$$

ここで、関係表行列の各要素の値(1または0)を決定する評価基準として利用した評価関数表を図4に示す。図4において $D_i(n)$ は n 番めの状態における作用素適用前の差異 D_i を表し、 $D_i'(n)$ は n 番めの状態における作用素適用後の差異 D_i を表す。

例えば図4の評価関数表において左上の要素1の示す意味は次のように読む。『もし今、ある差異 D_i が存在し [$D_i(n)$ の真理値は1] 作用素が適用可能で (Possible)、かつその作用素の適用後にその差異 D_i が減少した [$D_i(n) - D_i'(n)$ の真理値が1] とき、その差異と作用素の組合せは状態を書き換えるのに有効である。』

この場合、相当する差異と作用素で指定される関係表行列の要素の値を1と決定する。図4の Impossible は作用素が適用不可能なことを意味する。

図5は、関係表の学習機能を付加した修正GPSのブロック線図を表す。この評価関数表を使用して修正GPSは差異と作用素の関係表を問題を解いていく過程で徐々に自らの内部で書き換えていく。

3・2・1 数値実験の結果と考察 スレーブの部分的自律化を検討するために従来のGPSではあらかじめ

め外部から与えていた関係表を自ら内部で書き換えていく数値実験の一例を図6に示す。関係表の書き換えの数値実験開始時点で関係表行列のすべての要素に対して1を与えておき、問題を解いていく過程で図4の評価関数表を照合し、有効でない関係表行列の要素を探し、値0で書き換えていった。

本論文では式(1)～(8)で記述した“猿とバナナ”問題で、初期状態を表す式(8)のみを変えた問題を用意した。例えば、式(8)の代わりに次の式(8)'で与える。

$$AT(monkey, b) \wedge AT(box, b) \wedge AT(banana, c) \dots\dots\dots (8)'$$

式(8)'は初期状態において、猿と箱は同じ位置Bにあり、バナナが場所Cにある場合を想定している。本節では、式(8)'のように初期状態における“猿”“箱”“バナナ”の位置をパラメータとした問題を27問用意し、これらを任意の順番で修正GPSに解かせた。すなわち、修正GPSが複数題の問題を解いていく過程で関係表行列の要素を書き換える数値実験を行った。

図6では、5問の問題を解き終えた時に従来のGPSがあらかじめ外部から与えていたのと等価な関係表(図2)が得られた。本論文で提案した修正GPSを用いて、問題を何問か解く間に自律的に関係表行列を書き換えることが可能なことがわかった。

図7は関係表の書き換えに伴って“猿”の行動がどのように変化するかを示したものである。

図7において横軸には解いた問題の数、縦軸には問題を解くのに要した余分なステップ数、すなわち実際に要したステップ数から、従来のGPSで解いた時に要するステップ数を引いたものをとる。ここでいうス

	Possible	Impossible
	$D_i(n) - D_i'(n)$	$D_i(n) - D_i'(n)$
	1 0	1 0
$D_i(n)$	1 0	0 1
0	0 1	0 1

図4 評価関数表(関係表行列評価用)

図5 修正GPSのブロック線図

Start	1st Run	3rd Run	5th Run
Op1 Op2 Op3 Op4	Op1 Op2 Op3 Op4	Op1 Op2 Op3 Op4	Op1 Op2 Op3 Op4
D1 1 1 1 1	D1 1 1 1 1	D1 1 1 1 0	D1 1 0 0 0
D2 1 1 1 1	D2 0 1 1 1	D2 0 1 0 0	D2 0 1 0 0
D3 1 1 1 1	D3 0 1 1 1	D3 0 1 1 1	D3 0 0 1 1

図6 関係表行列の書き換えの過程

図7 関係表行列の書き換えに伴う猿の行動の変化

テップ数とは、図3のブロック線図において、フィードバック・ループを回った回数を意味する。例1～例3は、経験した作業の履歴の相違による“猿”の余分な行動の変化を表している。すなわち、どの例も問題を1問も解いていない状態では、関係表行列のすべての要素に値1を与え、その後解いた問題(経験)の違いにより、問題を解き終えるまでに要したステップ数の変化を示す。

図7から従来のGPSがあらかじめ外部から与えていたのと等価な関係表が5～8問の問題を解いた時点で得られたことがわかる。すなわち、従来のGPSと比較して余分なステップ数がなくなっている。図7で、例3(一点鎖線)は、他の例1, 例2に比べて余分なステップ数が、1, 2問めを解いた時には少なく、6, 7問めを解く時にも存在しているという特徴がある。これは、偶然にも1, 2問めを解いた時の失敗が少なかったために、逆に関係表の学習が遅れ、6, 7問めを解く時においても従来のGPSと等価な関係表が得られていないことに起因する。すなわち、初期段階において失敗が少ないと、かえってなかなか賢くならず、後になっても苦労することを示す一例である。

3.3 マスタのあいまいな指示に対する対応 前節までの議論はすべて2値論理に基づくものである。すなわち、定義された命題関数はすべて真または偽の二つの値しか取り得ない。しかし、人間が日常行っている問題解決においては、あいまいな入力による問題解決が多く行われている。

本論文ではこのマスタのあいまいな入力を取扱うためにファジィ集合論の考えを導入し、GPSの関係表行列の要素をファジィ関係(Fuzzy Relations)で表現しスレープに取り入れた。ファジィ集合 $\underline{E}$ は離散化した台集合 x_i 上では次式で定義される⁽⁴⁾。

$$\underline{E} = \sum_{i=1}^n \mu_{\underline{E}}(x_i)/x_i \quad \dots\dots\dots (17)$$

ここで、本論文で解いた問題中で、猿がいる部屋の中での水平方向への移動可能な距離を前後に9mと仮定する。すなわち、差異 D_1 を全体集合 $F = \{D_1 | 0 \leq |D_1| \leq 9\}$ 上のファジィ集合で、作用素 Op_1 を全体集合 $G = \{Op_1 | 0 \leq |Op_1| \leq 9\}$ 上のファジィ集合で表す。例えば、“差異 D_1 が正の値で大きい”を表すファジィ集合を離散化した台集合 $\{-9, -7, -5, -3, -1, 1, 3, 5, 7, 9\}$ 上で次のように定義する。

$$\underline{D1_{PB}} = 0/-9 + \dots + 0/1 + 0.1/3 + 0.4/5 + 0.7/7 + 1/9 \dots\dots\dots (18)$$

ただし、/の右は台集合、左はグレードを表す。また+は結びを意味する。同様に“猿が大きく前へ移動する

(Op_1)”を表すファジィ集合を以下のように定義する。

$$\underline{Op1_{PB}} = 0/-9 + \dots + 0/1 + 0.1/3 + 0.4/5 + 0.7/7 + 1/9 \dots\dots\dots (19)$$

いま関係表行列の差異 D_1 と Op_1 で指定される要素をファジィ関係で表現することを考える。二つのファジィ集合 $\underline{A} \subset X, \underline{B} \subset Y$ のファジィ関係 $\underline{R} = \underline{A} \times \underline{B}$ は、式(20)で定義する⁽⁴⁾。その理由は、 $\underline{A}$ をマスタからのあいまいな入力、 $\underline{B}$ をスレープへのあいまいな出力と見ることができるからである。

$$\underline{R} = \sum_i \sum_j \min\{\mu_{\underline{A}}(x_i), \mu_{\underline{B}}(y_j)\} \dots\dots\dots (20)$$

例えば、条件命題“大きな差異 D_1 が存在するならば、猿は大きく前へ移動する”をファジィ関係で表現する。式(18), (19), (20)より、ファジィ関係 $\underline{D1_{PB}} \times \underline{Op1_{PB}}$ は次式となる。

$$\underline{D1_{PB}} \times \underline{Op1_{PB}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & & & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ \vdots & \vdots & & & 0.1 & 0.4 & 0.4 & 0.4 \\ \vdots & \vdots & & & 0.1 & 0.4 & 0.7 & 0.7 \\ 0 & 0 & \dots & \dots & 0.1 & 0.4 & 0.7 & 1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (21)$$

この式(21)を $\underline{R_{11}}^{(1)}$ とかくとする。さまざまな大きさの差異 D_1 と作用素 Op_1 のファジィ集合間にファジィ関係が求められる。例えば本論文では、差異 D_1 , 作用素 Op_1 の大きさのそれぞれを表すファジィ集合として7通りを用意したので、ファジィ関係も7通り($\underline{R_{11}}^{(1)}, \underline{R_{11}}^{(2)}, \dots, \underline{R_{11}}^{(7)}$)計算される。これらをまとめて、関係表行列の差異 D_1 と作用素 Op_1 で指定される要素のファジィ関係 $\underline{R_{11}}$ とし、次式で定義する。

$$\underline{R_{11}} = \max\{\underline{R_{11}}^{(1)}, \underline{R_{11}}^{(2)}, \dots, \underline{R_{11}}^{(7)}\} \dots\dots\dots (22)$$

図8は、関係表行列の差異 D_1 と作用素 Op_1 で指定される要素をファジィ関係で表現した一例である。

関係表行列の要素をファジィ関係で表現したGPSでは前述の式(9), (10), (11)において条件部のすべての命題関数が真の時に、ファジィ関係とあいまいな入力として与えられる差異の大きさのファジィ集合との合成演算により状態を書き換える。ただし、式(12)は、作用素適用後の状態が箱に登るか、登らないかの二つのみであり、あいまい化は行わない。いま、合成演算は次式で定義される。

$$\sum_{m=1}^{10} \mu_{\underline{Opj}}(y_m) = \sum_{i=1}^{10} \max \left(\sum_{j=1}^{10} \sum_{m=1}^{10} \min\{\mu_{\underline{Di}}(x_i), \mu_{\underline{R_{11}}}(r_{im})\} \right) \dots\dots\dots (23)$$

ここで、 $\underline{Di}, \underline{Opj} (i=1, 2, 3 \ j=1, 2, 3)$ は次のファジィ

集合を表す。

$\widetilde{D_i}$: 全体集合 $D=\{D_i|0\leq|D_i|\leq\text{移動可能距離}\}$ 上の差異 $D_i(i=1, 2, 3)$ の大きさを表すファジィ集合

$\widetilde{Op_j}$: 全体集合 $Z=\{z|0\leq|z|\leq\text{移動可能距離}\}$ 上の作用素 $Op_j(j=1, 2, 3)$ の大きさ z を表すファジィ集合

また $\widetilde{R_{ij}}$ は、次の式(24)で表されるファジィ関係である。

$$\widetilde{D_i} \times \widetilde{Op_j} = \sum_{i=1}^{10} \sum_{m=1}^{10} \min \{ \mu_{\widetilde{D_i}}(x_i), \mu_{\widetilde{Op_j}}(y_m) \} \quad \dots\dots\dots (24)$$

関数 $\mu_{\widetilde{D_i}}(x_i)$, $\mu_{\widetilde{Op_j}}(y_m)$ はそれぞれのファジィ集合を特性づけるメンバシップ関数である。

関係表行列の要素をファジィ関係で表現したGPSでは式(23)で状態を書き換える。例えば、いま“正の値でやや大きい差異 D_1 がある”とする。マスタからスレーブに対して入力として、正の値でやや大きい差異 D_1 を表すファジィ集合を次式で与える。

$$\widetilde{D_{1IN}} = 0/-9 + \dots + 0/1 + 0.1/3 + 0.5/5 + 1/7 + 0.5/9 \dots\dots\dots (25)$$

ファジィ関係 R_{11} として、図8を用いると、式(23)、(25)から、出力として得られる作用素 $\widetilde{Op_1}$ の移動量の大きさを表すファジィ集合 $\widetilde{Op_{1OUT}}$ は次式となる。

$$\widetilde{Op_{1OUT}} = 0/-9 + \dots + 0/1 + 0.1/3 + 0.5/5 + 1/7 + 0.5/9 \dots\dots\dots (26)$$

すなわち、式(9)において命題関数 $D(1)$ が真で、かつ $AT(monkey, x)$ が真のときに合式演算式(23)によ

って、作用素 $\widetilde{Op_1}$ (猿が場所 x の近傍から場所 y の近傍へ移動する) を適用して移動量を決定し、式(2)に代わって状態を書き換える。

ただし、式(23)で得られる $\widetilde{Op_j}$ はファジィ集合である。したがって、このファジィ量を実際の猿の行動における移動量(物理量)に変換する必要がある。本論文では、この変換を行う方法として次式の重心を使用した。

$$\widetilde{Op_j} = \sum_{i=1}^n x_i \cdot \mu(x_i) / \sum_{i=1}^n \mu(x_i) \quad \dots\dots\dots (27)$$

ここで、 x_i は台集合、 $\mu(x_i)$ はメンバシップ関数を表す。例えば式(26)で得られた移動量の大きさを表すファジィ集合から、実際の猿の移動量 $Op_1=6.81(m)$ となる。このように関係表行列をあいまい化することにより前節までの記述で不連続量として扱われていた差異 (D_1, D_2, D_3) がさまざまなファジィ集合で表現され、連続量として取扱うことが可能になる。すなわち、初期状態の入力として場所A, B, Cの位置のはっきり与えられた場合の問題解決しか扱えなかったが、関係表をあいまい化することにより場所A, B, Cのおおよその位置がわかれば、初期状態をあいまいな入力として与えての問題解決が可能になった。

以上のようにして得られる猿の行動における移動量に基づいて状態を書き換える。このあいまいな入力における問題解決を行うことの可能な修正GPSをスレーブに導入し、マスタからのあいまいな入力に対処する。

3.4 GPS へのSOC(Self-Organizing Controller)の導入 本論文では、次にこのあいまい化した関係表の学習についてを試みた。Procyk と Mamdani はファジィ関係をあらかじめ与えられなくても、自ら内部で書き換える学習機能付の制御系を考え、さまざまな動特性を持つプロセスにおいてその有効性を確認した⁽⁵⁾。この学習機能付制御系がSOCである。関係表行列の要素を表現したファジィ関係をこのSOCの考えを導入することによって学習させるものとした。

図9はファジィ関係の学習に使用した評価関数表である。図9において $D_i(n)$, $D_i'(n)$ は各々、図4と同様に n 番目の状態における作用素適用前の差異 D_i の大きさ、作用素適用後の差異 D_i の大きさを表す。

この評価関数表では $D_i(n)$, $D_i'(n)$ から、猿がとった行動に対する評価値 $f[D_i(n), D_i(n)-D_i'(n)]$ を与え、ファジィ関係へ賞罰として返しファジィ関係を書き換える。例えば、作用素適用前の差異 $D_i(n)$ の大きさがPBで、作用素適用後にその差異 $D_i'(n)$ が大きく減少した場合、 $D_i(n)-D_i'(n)$ はPBとなり、この

		Op ₁ (m)									
		-9	-7	-5	-3	-1	1	3	5	7	9
D ₁ (m)	-9	1	0.7	0.4	0.1	0	0	0	0	0	0
	-7	0.7	1	0.7	0.4	0.1	0	0	0	0	0
	-5	0.4	0.7	1	0.7	0.4	0.1	0	0	0	0
	-3	0.1	0.4	0.7	1	0.7	0.4	0.1	0	0	0
	-1	0	0.1	0.4	0.7	1	0.7	0.4	0.1	0	0
	1	0	0	0.1	0.4	0.7	1	0.7	0.4	0.1	0
	3	0	0	0	0.1	0.4	0.7	1	0.7	0.4	0.1
	5	0	0	0	0	0.1	0.4	0.7	1	0.7	0.4
	7	0	0	0	0	0	0.1	0.4	0.7	1	0.7
	9	0	0	0	0	0	0	0.1	0.4	0.7	1

	Op ₁	Op ₂	Op ₃	Op ₄
D ₁	1	0	0	0
D ₂	0	1	0	0
D ₃	0	0	1	1

図8 関係表行列の要素のファジィ関係表現

表からよい行動であったと評価する。すなわち、評価値として+1をファジィ関係に返し、相当するファジィ関係行列のグレードを書き換える。いま図8で示した10×10の行列でファジィ関係 R_{ij} を表現したとすると、図9から得た評価値を使って次の式(28)、(29)、(30)に従ってファジィ関係を書き換える。すなわち、まず行動に最も関与したファジィ関係行列の要素 (xa, yb) のグレードを次式で書き換える。

$$\begin{aligned} \mu_{R_{ij}(n+1)}(xa, yb) &= \mu_{R_{ij}(n)}(xa, yb) \\ &+ G1 \cdot f[D_i(n), D_i(n) - D_i'(n)] \cdots \cdots (28) \end{aligned}$$

ただし、 xa は差異 $D_i(n)$ を表すあいまい集合の重心に最も近い台集合、 yb は作用素 $Op_j(n)$ を表すあいまい集合の重心に最も近い台集合を意味する。また $\mu_{R_{ij}(n)}$ は n 番目の状態におけるファジィ関係 R_{ij} を表すメンバシップ関数である。

次に、行動後の差異の大きさから、さらに以下のようにグレードを書き換える。

$$\begin{aligned} \sum_{m=1}^{10} \mu_{R_{ij}(n+1)}(xa, ym) &= \sum_{m=1}^{10} \mu_{R_{ij}(n)}(xa, ym) \\ &- G2 \cdot (\pm 9 - ym) \cdot D_i(n+1) \cdots \cdots (29) \end{aligned}$$

ここで、式(29)は差異 $D_i(n+1)$ と複合同順である。また、式(28)、(29)において、 ym は全体集合 G 上の台集合 $\{-9, -7, \dots, 7, 9\}$ を表し、 $G1, G2$ は $G1 \geq 0, G2 \geq 0$ の定数である。

	$D_i(n) - D_i'(n)$							
	NB	NM	NS	Zero	PS	PM	PB	
$D_i(n)$	NB	+1	+0.3	-0.3	-0.5	-0.7	-0.9	-1
	NM	-0.3	+1	+0.3	-0.3	-0.5	-0.7	-0.9
	NS	-0.5	-0.3	+1	+0.3	-0.3	-0.5	-0.7
	Zero	-0.7	-0.5	-0.3	+1	-0.3	-0.5	-0.7
	PS	-0.7	-0.5	-0.3	+0.3	+1	-0.3	-0.5
	PM	-0.9	-0.7	-0.5	-0.3	+0.3	+1	-0.3
	PB	-1	-0.9	-0.7	-0.5	-0.3	+0.3	+1

図9 評価関数表 (ファジィ関係評価用)

図10 ファジィ関係の書き換え過程 (1問め)

ファジィ関係行列の要素のグレードは、 $0 \leq \mu_E(x_i) \leq 1$ なので、式(28)、(29)によりこの範囲を越えないように次式で調整する。

$$\begin{aligned} \mu_{R_{ij}(n+1)}(xa, ym) \\ = \max\{0, \min\{\mu_{R_{ij}(n+1)}(xa, ym), 1\}\} \cdots \cdots (30) \end{aligned}$$

式(28)～(30)に従って、SOCを導入したGPSでは、関係表行列の要素を表現したファジィ関係についてもあらかじめ外部から与えることをせずに、問題を解いていく過程で自らの内部で書き換えていく。

3・4・1 数値実験の結果と考察 マスタからのあいまいな入力に対応するために、スレーブに導入するGPSの関係表行列の要素をファジィ関係で表現した。さらにスレーブの部分的自律化を検討するために、このファジィ関係をあらかじめ与えずに、自ら書き換える数値実験を行った。本論文では関係表行列の要素のひとつに注目して、差異の大きさを変えた問題を10題用意した。これらの問題を任意の順番で繰返し解いた時、ファジィ関係で表現した関係表行列の要素の変化の過程を調べた。図10、11は、関係表行列の中で差異 D_i と作用素 Op_i で指定される要素を表現したファジィ関係 $\mu_{R_{11}}$ の書き換え過程を示す。

図10は1問めを解き終えた後のファジィ関係、図11は10問めを解き終えた後のファジィ関係を表している。縦軸はメンバシップ関数のグレードを意味する。最初にファジィ関係を表す行列のすべての要素のメンバシップ関数に対してグレード1を与えておく。問題を繰返し解いていく間に、ファジィ関係が徐々に鋭い分布に変化していく。

次に、問題を繰返し解いた時に、ファジィ関係の書き換えに伴い“猿”の行動がどのように変化するかを調べた。そのため、先に与えた10題の問題のうち、1題だけを繰返し解く数値実験を行った。

図12は、ファジィ関係 R_{11} の書き換えに伴う“猿”の行動の変化を示す。ここでは、初期状態として、およ

図11 ファジィ関係の書き換え過程 (10問め)

そ9mの差異 D_1 を縮小する問題を、繰返し解かせている。図12において、縦軸は、始めの位置からの距離、横軸は図5のフィードバック・ループを回った回数を表している。1回めに問題を解く時点では、まだファジィ関係の書き換えが進んでいないので、少しずつ、多くの回数ループを回り差異を縮小していくのに対して、6回めに問題を解く時点ではファジィ関係の書き換えが進んだために、少ない回数ループを回っただけで差異を縮小できるようになる。すなわち、最初は慎重に行動しているのに対して、ファジィ関係が作成されてくるにつれて大胆に行動することが可能になったことを示す一例である。

以上の数値実験から、SOCを導入したGPSを使って、ファジィ関係をあらかじめ外部から与えることをしなくても問題解決を進めながら自ら内部に作成することができることがわかった。

4. 結 論

機械の知能化では、人間があらかじめ与える入れ知恵の量が少ないものがより知能的である。

(1) 人間の問題解決の過程をよくモデル化しているといえるGPSをブロック線図で表現し、学習機能付のフィードバック・ループとして修正した。従来のGPSでは、あらかじめ外部から与えていた関係表について、問題を複数題解く過程で自ら内部で書き換える機能をGPSに付加することを考え、実際に“猿とバナナ”問題を解かせる数値実験によりその有効性を確認した。

(2) 人間の行う問題解決においては、差異の大きさ等はあいまいな量として入力されることが多い。そ

図12 ファジィ関係の書き換えに伴う猿の行動の変化

こで2値論理に基づく述語論理式だけで表現されていたGPSにおける関係表において、関係表行列の要素をファジィ関係で表現し、関係表のあいまい化を試み、GPSにおいてあいまいな入力に対しての問題解決を可能にした。

文 献

- (1) 佐藤・ほか6名, 原子力誌, 31-2(1989), 239.
- (2) Newell, A. and Simon, H. a., *Human Problem Solving*, (1972), 455, Prentice-Hall.
- (3) 志村, 機械知能論, (1983), 31, 昭晃堂.
- (4) 寺野・浅居・菅野, ファジィシステム入門, (1987), 39, オーム社.
- (5) Procyk, T. J. and Mamdani, E. H., A Linguistic Self-Organizing Process Controller, *Automatica*, 15(1979), 15.