意思決定分析手法に基づく制御知識構造の導出法と し尿処理プラントの協調制御系への応用*

榎木 哲夫**・片井 修**・岩井 壮介***・
筒井 泰治****・福澤 俊樹****

Decision-Theoretic Derivation of Rule Structures for Knowledge-Based Control
and Its Application to Coordinated Control of Sewage Disposal Plant*

Tetsuo SAWARAGI**, Osamu KATAI**, Sosuke IWAI***,
Taiji TSUTSUI**** and Toshiki FUKUZAWA****

This paper presents a method for designing a set of rules for a general knowledge-based controller. For this purpose, we first introduce a representation and analysis scheme called influence diagram from a field of the decision theory, and provide a generic model for a sensor-based control. We show that a rationally-designed control rule set can be obtained by performing probabilistic reasoning and by compiling the solutions obtained from this model. Next, as a practical application, we apply the method to the design of the knowledge-based control system for a wastewater treatment (i. e., sewage disposal) plant. We attempt to explicate the expert operator's cognitive map concerning with this plant by influence diagrams and show that our method derives a set of control rules that is rationally designed for establishing the coordinate control of multiple processes. Finally, the derived control rules are applied to an actual plant for the sewage disposal and the control result is shown.

1. はじめに

ファジィ制御に代表されるような知識ベース型制御 (knowledge-based control) の手法は、従来の数理論的な制御が困難な悪構造の問題に対し、経験則 (ヒューリスティクス) としての知識を言語表現のまま手軽に制御器を構成でき、かつその推論の仕組みも直感的で理解しやすく制御則の定義の仕方次第ではきめ細かな制御が実現できることから、多岐にわたる分野においてその有効性が示されている。

一般に知識ベース型制御の適用が求められる対象は、制御則が経験的にせよ未だ網羅的には明らかになっていない場合が多く、また仮に少数の規則を挙げることはできてもそれが環境特性の変動や制御系に求められているタスク特性に変更がきたされた場合に、どのように制御則を修正していけばよいのかについては明らかでないことが多い。とくに近年のプラントにおいては、原材料費や市場ニーズといった外的な変動要因にフレキシブルに対応しながら環境への悪影響を抑え、操業パターンをきめ細かく使い分けていく必要があるが、限られた資源の制約下で合理的な制御パフォーマンスを保証し得るような制御則集合そのものを柔軟に生成することのできる機能が必須の要件となる¹⁵⁾。

このためには、従来のように対象をブラックボックスとみなして、それへの入出力関係のみに基づいたアドホックな制御則の設計法に代わり、制御器ならびに制御対象における現象の知識について整合性の保証できる知識表現に基づいた解析的な手法が必要になる。すなわち一般に熟練オペレータが経験則に基づいて制御操作を実行す

* 原稿受付 1994 年 12 月 3 日

** 京都大学 大学院 工学研究科 Graduate School of Engineering, Kyoto University; Yoshida Honmachi, Sakyo ward, Kyoto city, Kyoto 606-01, JAPAN

*** 名城大学 理工学部 Faculty of Science and Technology, Meijo University; Shiogamaguchi 1-501, Tenpaku ward, Nagoya city, Aichi 468, JAPAN

**** (株)クボタ 電子技術センター Electro Technology Center, KUBOTA Corporation; 1-1-1 Hama, Amagasaki city, Hyogo 661, JAPAN

Key Words: knowledge-based control, decision theory, probabilistic reasoning, expert system, sewage disposal plant.

際には、対象を全くのブラックボックスとしてではなく、対象で生起している事象間の依存関係やこれに対して自らのとる操作の影響関係について、不確実性を内包した不完全な形にせよある程度は熟知していると考えるのが妥当である。このようなオペレータがメンタルに有しているところの制御対象に関する知識表現の枠組みとしては、従来にも、例えば「定性推論モデル」のような記号（シンボル）による実装が試みられてきたが、対象が大規模になったときの推論コストや、定性的であるがゆえに推論結果を一意に絞り込めないなどの問題点を有する⁶⁾。また対象プラントを有限個のプラント法則を表わすファジールールで表現し、望ましいプラント応答からファジィ制御規則を導き出す手法も提案されているが、解析能力には問題を残す¹²⁾。

本論文では上述のような考察に基づき、大規模・不確実な制御対象に対して知識ベース型制御器を設計する際の制御則集合の構成に関する理論的枠組みを提案する。ここではまずこのような制御対象として、多変数入力-出力系を考え、意思決定分析のための知識の表現と推論の手法として知られるインフルエンス・ダイアグラムを導入し、制御則の合理的な導出手法について提案を行う。つぎに提案手法の簡単な応用としてし尿処理プラントをとりあげ、複数のプロセスを協調的に制御するために必要となる制御則の導出とその実験プラントへの実装によって検証を試みる¹⁴⁾。

2. マルチセンサ入力を有するエージェントの行動決定モデル

一般にヒューリスティクスとは、「すべての場合、あるいは大多数の場合に当てはまる経験的な知識」として認識されているが、これをよりフォーマルに意思決定論の視点からとらえると、(1) どのような代替行動が考えられ、(2) 各々の行動をとったときの結果はいかなるものであり、(3) 各々の結果のもつ効用はいかなるものか、を陽に表わした意思決定モデルが背後にあり、これを解くことによって得られる結果、すなわち代替行動の中でその結果のもたらす期待効用が最大となるような行動決定の内容、を「状況-行動」の形にルール化したものがヒューリスティクスであるという解釈が可能である⁷⁾。

† アクチュエータとしてはこれ以外にも視覚ベクトルの制御（カメラ方向の回転制御）や移動ベクトル方向の制御（操舵）、移動速度制御（加速・等速・減速）などの効果器を想定することも可能である。

Fig. 1 An autonomous agent with multi-sensors and an actuator

そこで本節では、ヒューリスティクス導出の背後にある意思決定モデルとして、多種類のセンサ入力に基づく多変数入力系の制御システムをとりあげる。ここではまず例題として、Fig. 1 に示すようなさまざまな検出器（センサ）を通して外界から複数種類のセンサ情報を獲得し、これらを融合処理することによって対象世界に作用していくような自律エージェント（autonomous agent）の行動決定を考える¹³⁾。本例題では「動物」あるいは「人工生命体（artificial life）」に例えたエージェントを想定し、視覚・聴覚・臭覚の各種センサならびに近接センサを用いて同図に示すような六つの属性とその値が検出可能であり、「移動」の機能を有するものとす[†]。

自律エージェントに与えられたタスクは、上記のセンサならびに効果器を用いて、対象世界で遭遇する物体の中から危害を与えるような危険物を回避しつつ求める目標物（＝餌）に接近してこれを捕捉することにある。通常このようなエージェントの行動制御則としては、以下のような経験則が考えられる。

if 「視野内に芳臭を放つ小さな移動物体が存在しているならば」

then 「その物体の方向に向かって移動する」

すなわち知覚情報と制御動作をダイレクトに結び付けたルールである。しかしながら上例のように入力変数が多くなるとこのような制御則を経験のみから網羅的に準備するのは極めて困難となる。さらにセンシングとアクチュエーションには誤差やノイズ等のあいまいさが混入するのが通例であるが、このような個々のエージェントが固

有に有するインターフェイス部に介入する不確実性を制御器の構成段階でどこまで考慮していけばよいかについては明らかではない。

ところでエージェントの知覚-動作の間を結び付ける関係の間に介在しているのは「視野内の物体が何であるのか」、すなわち上例の場合、危険物が目標物かについての認識に必要となる領域固有知識 (domain-specific knowledge) である。そしてこの知識が利用可能なセンサにより検出された多様な属性情報に対して適用され、対象物に対する仮説の成否が信念の度合いとして内部的に保持されることになる。

3. インフルエンス・ダイアグラムによる制御決定モデルの定式化

本節では2.で述べたセンサ情報に基づく制御決定問題を意思決定分析の一手法であるインフルエンス・ダイアグラム (influence diagram) で定式化を試みる^{2), 3), 9), 11)}。Fig. 2 (a) は単一センサ入力モデルを表わしたものである。ここで H は仮説、 M は中間仮説、 S は当該属性の真値であり、 D は制御決定、 R は制御決定が作用した結果を表わす。 V はエージェントの包括的な価値を表わし、操作決定によりもたらされる結果と仮説に依存して決まる。インフルエンス・ダイアグラムは単連結 (singly connected) のサイクルを含まない (acyclic) 有向グラフ (directed graph) による知識のネットワーク表現で、そのうえで確率推論 (probabilistic reasoning) が実

行される。またそのサブセットはベイジアン・ネットワーク (Bayesian network) としても知られている。ノードは以下のような3種類に分類される。まず制御決定を表わすのは決定ノード ($\square$ で表記) で代替案をその値としてもつ。代替案としては離散値であっても連続値でもよいが、以降の議論では離散値として取り扱う。○で記されているのは機会ノード (chance node) と呼ばれ、自然の状態を表わす変数でその状態値を値としてもつ。後続ノードをもたない機会ノードで包括的な価値を表わし効用値をその値としてもつものが価値ノードである ($\diamond$ で表記)。なお以降の表記では、ノードのラベルならびにそれに割り当てられた変数 (例: H) は大文字で表記し、その変数のとりうる個別の値は小文字で表記する (例: $h_i, 1 \leq i \leq n_H$)。またその値の集合を Ω により表記する (例: $\Omega_H = \{h_1, h_2, \dots, h_{n_H}\}$)。

一方リンクは以下の2種類に分類される。まず機会ノードと価値ノードに入る条件付きリンク (conditional link) は、ある変数の値がこれに先行するノード集合に対応する変数の値に (確率的あるいは確定的に) 依存して決定されることを表わす。また決定ノードに入るリンクは報知リンク (information link) と呼ばれ、その決定が先行ノードの値を知らされた上で行われることを表わす。前者のリンクには先行ノードの値のもとで後続ノードの値が成立する確からしさが、条件付き確率として定義される。後続ノードが複数の先行ノードをもつ場合にはすべての先行ノードの値の組み合わせのもとでの条件付き確率が定義される。ここではこれを先行ノード変数と後続ノード変数を用いて表記し、例えば $Pr(H|M) \equiv \{Pr(H = h_i | M = m_j) | 1 \leq i \leq n_H, 1 \leq j \leq n_M\}$ のように表わすことにする。先行ノードをもたない機会ノードには各値の生起確率が事前確率分布として与えられる。価値ノードには通常数値的に尺度化された効用値がこれに先行する機会ノードの値の組み合わせで決まるすべての結果 (outcome) に対して割り当てられる[†]。

本例の場合、 $Pr(H|M)$, $Pr(M|S)$, $Pr(R|D)$ の条件付き確率は領域固有知識ならびにエージェントのインターフェイス特性としてすでに与えられているものとする。また属性 S の事前確率分布 $Pr(S)$ もエージェントが生存する環境に関する知識として既知であるとする。すると仮説 H の生起確率分布 $Pr(H)$ は、

$$Pr(H) = \sum_{\Omega_S} \sum_{\Omega_M} Pr(H|M) Pr(M|S) Pr(S) \quad (1)$$

である。ここで例えば $\sum_{\Omega_S}$ は変数 S のとりうる各値についての和を意味する。したがって、ある代替案 d をとる場合の期待効用は、

Fig. 2 Sensor-based control decision represented by influence diagrams

† 効用値は通常、「時間」や「費用 (コスト)」などの客観尺度に対して定義される。

$$\begin{aligned}
 E(V(d)) &= \sum_{\Omega_H} \sum_{\Omega_R} Pr(R|d) Pr(H) V(R, H) \\
 &= \sum_{\Omega_H} \sum_{\Omega_R} \sum_{\Omega_S} \sum_{\Omega_M} Pr(R|d) Pr(H|M) \\
 &\quad \times Pr(M|S) Pr(S) V(R, H) \quad (2)
 \end{aligned}$$

であり最適代替案 d^* は,

$$d^* = \max_{d \in \Omega_D}^{-1} E(V(d)) \quad (3)$$

となる。この解は検出属性真値の事前確率分布 ($Pr(S)$) に基づいて期待効用を最大化する推奨案であるが、実際にはエージェントはセンサを通して観測される値を知らされた上で制御決定を行う。ただしセンサに混入する誤差等から、属性値の真値 (S) を知ることはできず、その実測値としてのセンサ出力値 (S') が入手できるのみである。するとこの決定構造は Fig. 2 (b) に示すダイアグラムで表現される。ここで $S \rightarrow S'$ のリンクは属性真値に対するセンサ出力の確率的依存関係を表わす ($Pr(S'|S)$)。ここでベイズの定理より、

$$Pr(S|S') = \frac{Pr(S'|S) Pr(S)}{\sum_{\Omega_S} Pr(S'|S) Pr(S)} \quad (4)$$

であるので、 $S \rightarrow S'$ のリンクは $S' \rightarrow S$ に反転することができる (同図 (c))[†]。この決定問題は、センサ出力 S' が知らされたもとの決定問題であり、 S' のそれぞれの値に対して固有の最適の推奨案 (= 操作決定) が一意に決定される。すなわち、変数 S' のとる値 $s'_i, 1 \leq i \leq i_{S'}$ の関数

$$\begin{aligned}
 d^*(s'_i) &= \max_{d \in \Omega_D}^{-1} \sum_{\Omega_H} \sum_{\Omega_R} \sum_{\Omega_S} \sum_{\Omega_M} Pr(R|d) Pr(H|M) \\
 &\quad \times Pr(M|S) Pr(S|s'_i) V(R, H) \quad (5)
 \end{aligned}$$

として決定される。このようにして変数 S' のすべての値 s'_i に対して個別にとるべき操作量 $d^*(s'_i)$ が決まり、「状況 → 動作」制御則: $s'_i \rightarrow d^*(s'_i)$ が得られる。各々の操作決定 $d^*(s'_i)$ をとった結果には (最大) 期待効用値 ((5) 式の max の中の項の値) が算出されているので、これらを s'_i の生起確率で期待平均をとった値は、「制御則集合がもつ期待効用」を表わすことになる。

以上の議論は、多変数入力系になった場合も同様で、導出される最適制御決定は、

$$\begin{aligned}
 d^*(s') &= \max_{d \in \Omega_D}^{-1} \sum_{\Omega_R} \sum_{\Omega_H} \sum_{\Omega_S} \sum_{\Omega_M} Pr(R|d) Pr(H|M) \\
 &\quad \times Pr(M|S) Pr(S|s') V(R, H) \quad (6)
 \end{aligned}$$

となる。ここで s' はマルチセンサで検出された値をベクトル表記したものである。したがって、この解をルール化することにより得られる制御則の集合は、(i) 領域依存知識 (制御の求められる環境内で成立する因果関係) に内包される不確実性 ($M \rightarrow H$ ならびに $S \rightarrow M$)、(ii) 制御の選好特性: 制御タスクに求められる価値基準 ($V(R, H)$)、(iii) インターフェイス部の固有特性 (センサ精度 ($S' \rightarrow S$) やアクチュエータ誤差 ($D \rightarrow R$))、の3者の融合から導出されることになる。

Fig. 3 は 2. で述べた例題に対して 2. で一般的な考察をもとに作成したエージェントの制御決定モデルで、エージェントは対象物に関する六つの属性 ($S = [S^1, S^2, \dots, S^6]$) に基づいて環境 (対象物) 認識を行い行動する。なおここでは、同図中の報知リンクが示すように六つの属性のうち4属性 ($S^3 \sim S^6$) のみを実際に観測して行動決定を行うものとする。これらの属性群と三つの機会変数 M^1, M^2, H の間に張られたネットワークは、対象物のカテゴリ分類知識を表わす。各入力変数 S^k については各々の値集合 ($\Omega_{S^k}, 1 \leq k \leq 6$) がその事前確率分布 ($Pr(S^k)$) とともに与えられている^{††}。いま仮にエージェントのもつ価値 $V(D, H)$ として、 V (追跡, 危険物) = -100, V (追跡, 目標物) = 300, V (停止, 危険物) = 50, V (停止, 目標物) = 50, V (逃避, 危険物) = 200, V (逃避, 目標物) = -50 のような数値効用が割り当てられたとする。このもとの Fig. 3 のダイアグラムを解くと、四つの入力変数値のすべての組み合わせに対して、Table 1 に示すように期待効用を最大化する制御動作 ($\equiv$ {追跡, 停止, 逃避}) が導出される。

Fig. 3 A decision model for an autonomous agent with multiple sensor inputs (Values next to the nodes represent the domain of the corresponding variables)

[†] 反転できるための必要十分条件として、「両端のノードの先行ノードの集合が互いに共通であること」を要する³⁾。

^{††} 以下の例では各属性の値は等確率の分布のもとで計算を行っている。

Table 1 Control rules for an artificial example of Fig. 3

Control rules with four inputs and one output for an autonomous agent				S ⁴ smell					
				fragrant		odorless		smelly	
				S ⁵ distance		S ⁵ distance		S ⁵ distance	
				far	near	far	near	far	near
S ³ size	large	S ⁶ mov. dir	pos	escape	escape	approach	escape	escape	escape
			neg	approach	escape	approach	approach	approach	escape
	medium	S ⁶ mov. dir	pos	approach	escape	approach	escape	escape	escape
			neg	approach	approach	approach	approach	approach	escape
	small	S ⁶ mov. dir	pos	approach	approach	approach	escape	escape	escape
			neg	approach	approach	approach	approach	approach	escape

4. し尿処理プラント協調制御系への応用

4.1 し尿処理の概要

本項では、以上の手法の現実的な応用として、し尿処理プラントのオペレータ知識のインフルエンス・ダイアグラムによる表現と複数のプロセスを協調的に制御するための制御則の導出について述べる。

し尿処理の目的は、し尿の主な成分である BOD[†] とアンモニアなどの窒素化合物の分解除去であり、この中で大きなウェイトを占めるのが脱窒素槽および硝化槽の処理である¹⁶⁾。生物学的に窒素を除去するには、硝化菌による硝化作用（酸化）と脱窒素菌による脱窒作用（還元）の両作用が必要で、し尿中の窒素分は最終的に窒素ガスに変換される。Fig. 4 に示すように、受け入れ槽に投入されたし尿（浄化槽汚泥や生し尿を含む）は前処理の後、貯留槽を経て、まず脱窒素槽に送られる。ここで希釈水と混合され硝化・脱窒同時反応により前処理分離液に含まれる BOD の大部分は処理される。つぎに脱窒素槽とカスケード結合された硝化槽に送られ、ここの溶存酸素量を脱窒素槽以上に高めることによって硝化作用により残存しているアンモニア化合物の硝酸への酸化を行う^{††}。

硝化菌や脱窒素菌は通常環境に野性的に生息し、これらを利用して十分な生物学的脱窒素を行うためには、硝化菌と脱窒素菌に適した各々の環境下で積極的に培養する必要があるが、これらの反応に影響を与えるのが、脱窒素槽および硝化槽内の溶存酸素量である。実際のプラントにおいては、脱窒素槽および硝化槽の各々に設けられたブローから吹き込まれる空気量を調整することに

Fig. 4 An overview of the sewage disposal plant

によって溶存酸素量の調節を行い、細菌反応の進行を調整しながら各反応槽での硝化槽と脱窒素量の処理量を適正な範囲に維持することを目標に制御が行われる。ここで溶存酸素量は吹き込まれる空気量と希釈水量などに依存して決まるが、この依存関係は投入されたし尿の成分や脱窒素槽温度の変動などの不確実要因により確率的にししか定義できない。さらにこの酸素量によって処理される脱窒素量と硝化量を決める細菌反応は、その時々溶存酸素濃度や窒素残量ならびにその変化率に依存するが、ここにも不確実要因の混入は避けられない。硝化槽における溶存酸素濃度は、通常 DO (Dissolved Oxygen) 値として観測され、また脱窒素槽における窒素残量は ORP (Oxidization Reduction Pressure: 酸化還元

† 元来の意味は生物学的酸素要求量であるが、有機物一般の呼称として用いられている。

†† 実際のプラントでは、この後何段階かの処理工程を経るが、本論文では、以上の脱窒素槽・硝化槽での処理のみに限定して考える。

電位) 値として間接的に観測可能である。なお脱窒素槽の反応速度は、硝化槽の反応速度と比べて遅く、1/5~1/6倍の速度である。通常のプラントの安定した操業状態のもとでは、オペレータは二つの反応槽の各々に対して、定期的にプラント状態を監視して吹き込む空気量の制御を個別に行っているが、季節や天候の変化に伴う処理量や負荷の変動時には、両反応槽の協調的な制御が必要となる。このための制御則の決定は、現在オペレータの経験と勘によって行われているが、省人、省エネルギーの観点からこの制御則設計の自動化が求められている。

4.2 し尿処理プラントにおけるオペレータの認知構造のインフルエンス・ダイアグラムによる表現

Fig. 5 は専門家オペレータとのインタビューによって、4.1 で述べたようなし尿処理プロセスと自らのとる制御操作に関して、そこで介在するさまざまな不確実要因の間の因果関係をインフルエンス・ダイアグラムにより有

向グラフ表現したもので、いわばオペレータの「認知マップ (cognitive map)」と呼べるものである⁸⁾。ここで太線の楕円で示した機会ノードは、観測可能な状態量を示し、影を付けた二つの状態量「脱窒素量」、「硝化量」は、これら自体の観測はできないもののし尿処理の操業状態の最終的な価値評価を与えるものである。これらの諸量は両者の値の間に適正なバランスが維持されるような制御が求められる。また決定ノードとしては、各々の反応槽にブローアから吹き込まれる空気量で、これがオペレータの操作変数になる[†]。観測変数は各々の決定ノードに報知リンク (点線のリンク) で結ばれた変数群で、硝化槽では「DO」、「DO 変化量」、脱窒素槽では「ORP」、「ORP 変化量」のそれぞれ2変数である。図示のように全体の認知マップは、外乱としての「投入窒素負荷」、さらに「脱窒素槽反応」、「硝化槽反応」の三つのモジュールに大きく分割でき、各モジュールは相互に共有変数 (ノード) を介して影響関係を有する。

Fig. 5 A cognitive map extracted from an operator of sewage disposal plant

[†] 希釈水流量も操作変数の一つではあるが、この操作決定は数十時間間隔で調整されることから、ここでは機会変数として取り扱う。

この認知マップに対して、ここでは投入窒素負荷を単一のノードとして表現し、「脱窒素槽反応」、「硝化槽反応」の両モジュールについてのインフルエンス・ダイアグラムに簡略化してモデルの構築を行う。このように簡略化を行って得たインフルエンス・ダイアグラムをFig. 6に示す。各変数のとる値としては、観測可能・観測不可能な変数、ならびに操作変数のすべてについて「定性的」な値、すなわち「positive, zero, negative」あるいは「large, medium, small」を定義する。これはインタビューを行った専門家によって口述される認識の大部分がこれらの定性的なラベリングによる概念パターンとしての記述であることから、あえてこのような離散的な分類量の値として取り扱うこととした。なお操作変数については速度型の制御、すなわち絶対量としての操作量の時間微分値として定義する。これらの値の定義のもとに、ダイアグラムを構成するすべての条件付きリンクの定義に必要な条件付き確率、ならびに先行ノードをもたない機会ノードについてはその事前確率分布について専門家から抽出を行った[†]。さらに価値ノードには、これに先行するプラントの処理量を表す2変数、すなわち「脱窒素量（脱窒素槽における硝酸類（硝酸、亜硝酸）の濃度）」と「硝化槽（硝化量におけるアンモニアの濃度）」の両者の均衡の状態に応じて効用値を以下のように定義する。3段階に離散値表現された両者の変数について、各値の組み合わせに対して専門家が評定した主観的な効用値を [0, 100] の間の値で与える。すなわち両者ともに medium のレベルでバランスしている状態に対する効用値を 100 とし、一方が他方を上回ったり下回ったりする組み合わせに対しては、硝酸類やアンモニアが残留してしまうことになるのでより小さな効用値を、またともに small あるいはともに large の場合には、例えば両者が均衡しているとはいっても槽内空気量の過剰や不足をもたらす、その結果細菌による生化学反応が抑制されて上述の残留物が残ってしまうことから、やはり小さな効用値を割り当てる。

Table 2 は Fig. 6 のインフルエンス・ダイアグラムを 3. で述べた手順に従って解法した結果得られた制御則集合である。各反応槽の二つの観測変数のそれぞれの値の組み合わせに対して、得られる期待効用を最大化する操作変数の値が示されている。

Table 2 は Fig. 6 のインフルエンス・ダイアグラムを 3. で述べた手順に従って解法した結果得られた制御則集合である。各反応槽の二つの観測変数のそれぞれの値の組み合わせに対して、得られる期待効用を最大化する操作変数の値が示されている。

4.3 モデル上での意思決定分析と実機プラントへの実装結果

4.2 で述べた手法は、制御則の導出のみならず、ダイアグラム上での各種の意思決定分析により、いったん設計された制御則がさまざまな環境要因やタスク特性の変化に対してどの程度頑健であり、いつ制御則の再設計を行わねばならないかについても有用な示唆を与えることができる。ここではこのような決定分析の一例として、感度解析 (sensitivity analysis) を試みる。Fig. 7 は Fig. 6 のダイアグラムの「硝化槽反応」の部分について、これへの入力の一つとなる「窒素残量」の状態量に対する感度解析を行った結果で、この状態量を最小値から最大値の間で変化させ、各々の場合に対して導出される硝化槽空気量の制御則のもつ期待効果をプロットしたものである。なおここでの価値は硝化量に対する効用のみに限定し、medium に対して最大の効用値、small, large に対してより小さな効用値を定義している。図中○で示した部分の制御則が顕著に示すように、窒素残量が極端に高い場合や低い場合には、硝化槽のみでの制御では十分な効果が得られないことがわかり、逆にこのような窒素残量に至らしめないように、前段階での「脱窒素反応槽」での制御が要請されることを示唆している^{††}。このような「窒素残量」の状態量は直接には観測不可能であるため、このような状態量の正常値からの逸脱に応じて前段階の制御を起動することは技術的に難しく、従来専門家の経験

BA-N : Blowing Air into a Nitrification tank
BA-D : Blowing Air into a Denitrification tank

Fig. 6 A decision model for the overall plant

[†] 以上の認知マップならびにインフルエンス・ダイアグラムは、時間遅れのようなダイナミクスを陽に表現するものではない。本研究では、4.1 で述べた各々の槽における反応プロセスのタイムスケールの違いを考慮し、脱窒素槽反応については約3時間、硝化槽反応については約半時間のサンプリング時間の設定を前提とした上で、専門家より諸変数間の依存関係に関する情報の獲得を行った。

^{††} 窒素残量が各々の値をとる場合に対して算出された制御則集合がもつ期待効用値の差から、「窒素残量を適正なレベル (medium) に維持する」ことの制御価値 (value of control) を尺度化することが可能である。

Table 2 Control rules obtained by solving the model of Fig. 6

Control rules for BA-N (upper) and BA-D (lower) for coordination				DO								
				large			medium			small		
				ΔDO			ΔDO			ΔDO		
				pos	zero	neg	pos	zero	neg	pos	zero	neg
ORP	large	ΔORP	pos	neg	neg	zero	neg	zero	pos	pos	pos	pos
				neg	neg	neg	neg	neg	neg	neg	neg	neg
			zero	neg	neg	zero	neg	zero	pos	pos	pos	pos
				neg	neg	neg	neg	neg	neg	neg	neg	neg
			neg	neg	neg	zero	neg	zero	pos	pos	pos	pos
				zero	zero	zero	zero	zero	zero	zero	zero	pos *
	medium	ΔORP	pos	neg	neg	zero	neg	zero	pos	pos	pos	pos
				neg	neg	neg	neg	neg	neg	neg	neg	neg
			zero	neg	neg	zero	neg	zero	pos	pos	pos	pos
				zero	zero	zero	zero	zero	zero	zero	zero	pos *
			neg	neg	neg	zero	neg	zero	pos	pos	pos	pos
				pos	pos	pos	pos	pos	pos	pos	pos	pos
	small	ΔORP	pos	neg	neg	zero	neg	zero	pos	pos	pos	pos
				zero	zero	zero	zero	zero	pos *	zero	pos *	pos *
			zero	neg	neg	zero	neg	zero	pos	pos	pos	pos
				pos	pos	pos	pos	pos	pos	pos	pos	pos
			neg	neg	neg	zero	neg	zero	pos	pos	pos	pos
				pos	pos	pos	pos	pos	pos	pos	pos	pos

Fig. 7 Sensitivity of the utility of the nitrification tank to different amounts of "unnitrated NH_4^+ " in Fig. 6

と勘に任せていた部分である。Table 2 に示す本提案手法により導出された結果をみると、基本的には、脱窒素槽は ORP, ΔORP に基づいて、また硝化槽は DO, ΔDO に基づいて各々独立に制御することを示唆する制御則を得ているが、表中の * を付けた操作のように、脱窒素槽の制御が硝化槽における観測内容に依存して微妙

に変化させねばならないような制御則も同時に導出されており、両反応槽を統合したモデルの構築によって従来のアドホックな設計では困難とされた協調制御系の制御則の解析的な導出が可能になることを示している。

Fig. 8 は 4.2 で得られた制御則の制御構造に基づいてファジィ制御器を構成し、香川県 C 組合向けのし尿処

BA-N : Blowing Air into a Nitrification tank
BA-D : Blowing Air into a Denitrification tank

Fig. 8 Control results using the rules obtained from the decision model of Fig. 6

理プラントに適用した結果を示したものである。ここで用いられた制御則は、前述のように「脱窒素量と硝化量のバランスを適正に維持する」ことを目的として構成されたものである。以下この結果に対する考察を与える。実際に所望の目的が達成されているか否かについては、プラントから脱窒素量と硝化量を計測しなければならないが、これらの変量を簡易な装置によって計測することは一般に困難とされている。しかし脱窒素量と硝化量の間に適正なバランスが維持されているか否かの判断の間接的な指標として容易に計測が可能な ORP, DO 値の一定期間中の推移状態を観測し、これらが一定範囲内 (ORP 値が $-150 \sim -50 \text{ mV}$ の範囲に、硝化槽 DO が $2.0 \sim 3.0 \text{ mg}/\ell$ の範囲) に維持されていれば適正なバランスが維持されていると判断してよいことが経験的に認められている⁵⁾。Fig. 8 の結果から、この評価のもとでは導出された制御則の適用によってほぼ目的を満足する良好な結果が得られていることがわかる。

5. おわりに

以上本論文では、意思決定分析の一手法であるインフルエンス・ダイアグラムを用いた知識ベース型制御系の制御則の設計手法を提案した。従来制御対象をブラックボックスとみなし、その入出力関係のみからアドホックになされがちであった制御規則の導出に対して、制御対象における現象が不完全にせよ定性的な関係記述として得られている場合には、制御対象を含めたモデリングからのトップダウンな制御則の導出が可能になることを示した。インフルエンス・ダイアグラムにより、従来暗黙の知識として顕在化の困難であったオペレータの認知マップの可視化が可能となり、これを計算機に格納することによって、概念の透明化や制御ノウハウの伝承などのインターフェイス機能としても効果が見込めるものと考ええる。

最後に本研究での今後の課題についてまとめる。まず本研究で行った認知マップならびにインフルエンス・ダイアグラムの専門家からの獲得に際しては、プロセスのダイナミクスを組み込んだ知識の表現には至っていない。この点に関して近年様々な試みが模索されている。その代表的な試みの一つに、インフルエンス・

ダイアグラムを用いて時系列決定問題としてモデル化する方法が提案されている¹⁾。これは離散時間表現のもとで、前時点での操作決定と状態量から現時点での状態量に依存関係を設け、この状態量の観測によって現時点での操作決定を行い、以後再帰的にこの構造を繰り返すモデルとして表現するものである。すなわち同一時点内での静的な影響伝播と隣接する時点間での動的な影響伝播に分け、後者において時間要素を表現する試みで、マルコフ性を前提として動的計画法により有限あるいは無限の将来までに得られる総合期待価値を最大化する最適決定方針が導出できることが示されている。いま一つの課題として、構築されたモデルの「適切さ」に対する確認が不可欠である。実際、医療分野などを対象とした意思決定モデリングのプロセスでは、「モデルの生成 → モデル上での決定分析によるモデルの適切さの評価 → モデルの修正」のサイクルを繰り返しながら、段階的に適切なモデルへ収斂 (れん) させていく方法がとられている。

また近年ではモデリング対象が時間とともに変化するような場合に、上述の分析をリアルタイムで実行しモデルそのものを対象の変化に併せて再構築していく手法が「動的モデル構築 (dynamic model construction)」法として議論され始めており、上述のダイナミクスをモデルの内部に組み込む方法と並んで近年注目を集めている¹⁰⁾。

末尾ながら査読者の方から賜りました有意義なご助言に対し感謝の意を表します。

参 考 文 献

- 1) T. L. Dean and P. M. Wellman : Planning and Control, Morgan Kaufmann Pub. (1991)
- 2) M. Henrion, J. S. Breese and E. J. Horvitz : Decision Analysis and Expert Systems ; AI Magazine, Vol. 12, No. 4, pp. 64~91 (1991)
- 3) R. A. Howard and J. E. Matheson (R. A. Howard and J. E. Matheson (eds.)) : Influence Diagrams ; The Principles and Applications of Decision Analysis, Strategic Decision Group, pp. 719~762 (1983)
- 4) 市川：意思決定論，共立出版 (1983)
- 5) 新しいし尿処理技術編集委員会 (監修)：実用新しいし尿処理技術，環境産業新聞社 (1983)
- 6) B. Kuipers : Commonsense Reasoning about Causality : Deriving Behavior from Structure ; Artificial Intelligence, Vol. 24, No. 1~3, pp. 169~203 (1984)
- 7) C. P. Langlotz, E. H. Shortliffe and L. M. Fagan : Using Decision Theory to Justify Heuristics ; Proc. of AAAI-86, pp. 215~219 (1986)
- 8) K. Nakamura, S. Iwai and T. Sawaragi : Decision Support Using Causation Knowledge Base ; IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Vol. 12, No. 6, pp. 765~777 (1982)
- 9) R. M. Oliver and J. Q. Smith : Influence Diagrams, Belief Nets and Decision Analysis, John Wiley & Sons (1990)
- 10) G. M. Provan and J. R. Clarke : Dynamic Network Construction and Updating Techniques for the Diagnosis of Acute Abdominal Pain ; IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 15, No. 3, pp. 299~307 (1993)
- 11) 榎木：意思決定論に基づく異種情報源の融合と協調；計測と制御，Vol. 32, No. 3, pp. 229~236 (1993)
- 12) 菅野：ファジィ制御，日刊工業新聞社 (1988)
- 13) T. Sawaragi, O. Katai and S. Iwai : Bounded-Optimal Design of Linguistic Rules for Value-Based Approximate Control ; Proc. of the 5th International Fuzzy Systems Association World Congress, pp. 7~10 (1993)
- 14) T. Sawaragi, O. Katai, S. Iwai, T. Tsutsui and T. Fukuzawa : Supporting and Automating Decision Making for Distributed and Cooperative Control of Process Plants ; Proc. of 1994 Japan-USA Symp. on Flexible Automation, pp. 847~850 (1994)
- 15) H. A. Simon : The Science of the Artificial, MIT Press (1969)
- 16) 山田，村田：低希釈2段階活性汚泥法による浄化槽汚泥処理；用水と廃水，Vol. 24, No. 12, pp. 27~39 (1982)