

診断における方式の多様化の研究
(共同研究報告書)

1994年4月

動力炉・核燃料開発事業団
大洗工学センター
東北大学

複製又はこの資料の入手については、下記にお問い合わせ下さい。

〒311-13 茨城県東茨城郡大洗町成田町4002

動力炉・核燃料開発事業団

大洗工学センター

システム開発推進部・技術管理室

Inquiries about copyright and reproduction should be addressed to : Technology Management Section O-arai Engineering Center, Power Reactor and Nuclear Fuel Development Corporation 4002 Narita-chō, O-arai-machi, Higashi-Ibaraki, Ibaraki-ken, 311-13, Japan

©動力炉・核燃料開発事業団

(Power Reactor and Nuclear Fuel Development Corporation) 1994

PNC TY9601 98-005

1994年4月

診断における方式の多様化の研究
(共同研究報告書)

遠藤昭¹, 北村正晴²

要旨

原子力プラントの運転員の意思決定を支援するための情報処理技術が精力的に研究されながらも、未だ十分に実プラントへ適用されていない理由として、的確性の確保、確信度の表現、ロバスト性の改善、が挙げられる。これらの問題を克服するための概念として、情報と方式の多様化が有効と考えられる。

本報では、シミュレータで生成した様々な異常事象時のプラント挙動に対して方式を多様化した診断システムにより原因同定実験を行い、異常診断において情報と方式の多様化が性能向上に大きく貢献する見通しを得るとともに、方式の多様性を定量的に評価する手法を提案してその妥当性を確認した。

1:動力炉・核燃料開発事業団 大洗工学センター 基盤技術開発部 先進技術開発室

2:東北大学工学部原子核工学科

PNC TY9601 98-005
April, 1994

Study on diversifying methodologies in diagnosis

Akira Endou¹, Masaharu Kitamura²

Abstract

There are intensive research efforts on developing information processing technologies to support operator decision making in nuclear power plants, though practical applications to on-duty power plants are seldom reported. The reasons for this reluctant attitude seem due to difficulties in solid and reliable applicability, appropriate confidence representation, and robustness. Diversification of information and methodologies is expected to be the countermeasure to these problems.

In the study introduced here, the authors conducted a series of experiments to measure performance of a diagnostic system equipped with diversified methodologies against simulator-generated anomalous plant behaviors. The diversification paradigm has been suggested to have significant potential to improve diagnostic performance as a result. A quantitative estimation method has also been proposed in this study to be validated through these diagnostic experiments.

1:Frontier Technology Development Section, Advanced Technology Division,

Oarai Engineering Center, Power Reactor & Nuclear Fuel Development Corporation

2:Nuclear Engineering Class, Engineering Faculty, Tohoku University

目 次

1. 緒言.....	1
1-1 背景	1
2. 原子力プラント異常診断の要件.....	3
2-1 診断の目的	3
2-2 観測情報全てを包含する故障仮説群が必要	3
2-3 導出できる事象の範囲.....	4
3. 診断における多様性の意味.....	7
3-1 多様性規範による診断知能化のフレームワーク	10
3-2 多様性規範実現のための選択指針	11
3-3 多様性規範実現のための選択評価基準.....	13
4. 適用可能な個別診断方式の整理.....	17
4-1 配管	17
4-2 熱交換器	17
4-3 ポンプ	18
4-4 タンク	19
4-5 弁	19
5. 方式を多様化した診断システムの試作	20
5-1 症候定義の多様化.....	20
5-2 合意形成機構	23
5-3 システムの動作	25
6. システムの検証.....	28
6-1 異常同定の的確性	28
6-2 異常同定の確信度	29
6-3 異常同定のロバスト性	33
6-4 選択指針および選択評価基準の検証	35
7. 考察と今後の課題	38

図目次

Fig.3-1 多様化に基づく知的運転員支援システムのフレームワーク	9
Fig.3-2 多様化に基づく診断システムの枠組み	10
Fig.5-1 専用診断エージェント群による原因同定手順	22
Fig.5-2 合意形成手順に用いるメンバーシップ関数	25
Fig.5-3 本システムで対象とする原子力プラントの構成	26
Fig.6-1 各エージェント毎の原因同定成功事象数	29
Fig.6-2 診断エージェントによる典型的出力パターン(1)	30
Fig.6-2 診断エージェントによる典型的出力パターン(2)	31
Fig.6-3 異常事象毎の診断に成功したエージェント比率	32
Fig.6-4 センサー故障有り/無し各々の場合の各エージェントで同定 できた異常事象の数	35

表目次

Table 5-1 特徴表現と診断用ニューラルネットワークの定義	26
Table 6-1 雑音が混入したデータに対する総合診断性能	28
Table 6-2 センサー1個の故障で診断に失敗した場合の数	34
Table 6-3 故障センサーが2個及び3個の場合の総合診断性能	34
Table 6-4 個別診断、組み合わせ診断、総合診断の成績比較	35
Table 6-5 評価指標の計算結果	36

1. 緒言

原子力プラントの運転において、人間が自らの思考過程で実施する知識ベースレベルの判断を人工知能により実現するため、自律型運転制御システムの開発を行っている。この開発では、異常事象に遭遇したとき、人間が巧みに行っている診断知識、方法論の使い分けや視点の切換え、さらには個々の運転員に対応する個別的人工知能エージェントによる判断を統合化して結論を導く機構の実現を目指している。このため、原理の異なる多様な方式を準備し、必要に応じてそれらを使い分けることが必要となる。

本共同研究は、対象設備機器、異常事象毎に診断方式を整理し、実例に基づいて方式の多様化の考え方、基準を確立することを目的とする。

原子力施設における運転安全性の一層の向上を目指して、広くプラントの設計、管理、保守等に関わる作業の知的支援システム開発が、国内外の研究機関によって進められつつある。これらの技術開発の多くにおいて、人工知能を中心とする高度情報処理技術、なかでも知識工学的手法が基礎技術として利用されている。しかしながら、このような技術が十分に現場で活用できるまでに完成度が高められていると主張するには、まだかなりの課題が残されている。代表的な重要課題としては、非予見事象の問題や、マンマシンインターフェースの設計等がある。

これらと並ぶ重要な課題として、支援システムの①的確性の確保、②確信度の適切な表現、③ロバスト性の改善等がある。それぞれをより具体的に言い直すと、①意思決定の的確性（簡単には正しさ）が高いこと、②判断の正しさについての確信(confidence)についても有用な情報が得られること、③必要とされる信号の一部が欠けていても性能が大幅には低下しないことを指す。

1-1 背景

現代の原子力プラントは、複雑、大規模なシステムであり、高度な信頼性、安全性が社会的に要求されている。そのため、原子力施設における運転安全性の一層の向上を目指して、広くプラントの設計、運転、管理、保守等に関わる作業の知的支援システム開発や対策が、国内外の研究機関によって多角的に進められつつある。特にTMI-2やチェルノブイルなどの事故を契機に、運転員ミス等のヒューマン・ファクタが、プラントの信頼性、安全性にとって重要な要因であることが強く認識され、ヒューマン・ファクタに注目した研究や新しい技術の導入が活発化している。その一環として、プラント異常時における運転

員の負担や操作ミスの可能性を軽減する目的で、運転支援システムの導入が行われつつある。これは計算機化した支援システムにより、プラント状態の監視や異常診断、さらに適切な操作ガイドの提供を自動化し、異常時対応における運転員の認識や判断、操作を支援するものである。

これらの技術開発の多くにおいて、人工知能を中心とする高度情報処理技術、なかでも知識工学的手法が基礎技術として利用されている。しかしながら、このような技術が十分に現場で活用できるまでには、まだかなりの課題が残されている。代表的な重要課題の第一としては非予見事象の問題、つまり、これまでに経験も想定もされていない非予見事象の取扱いの問題が挙げられる。著者らは故障生起機構に関する汎化知識という概念に基づく非予見事象の顕在化を同定する新しい試みを進めているが、今後もさらに発展させる予定である。代表的な重要課題の第二としては、運転員と支援システムのマンマシンインタフェースの設計、つまりマン・マシンインターフェイスの不調和性とともに、支援システムが導く結論の信憑性の不十分さが挙げられる。

本共同研究では、原子力プラントの異常診断に固有の困難な点、性能要求の厳しさ等を主に事業団が検討して本報告書の2章に記述した。次にこれに対処するための技術的手段としての方式の多様化の意味、多様化概念の有効性を確認するための、要素技術の調査とそれから成る試作システムの試作と評価を東北大が実施して3章から6章までに述べた。システムの評価から得られた知見と、これを原子力プラント異常診断一般への適用性に照らしての考察を7章にまとめた。

2. 原子力プラント異常診断の要件

原子力プラントにおける異常診断技術開発の目標は、今まで、数値解析ソフトウェアと同じように、処理時間と精度の向上に置かれていたように見うけられる。短時間に詳細な原因事象が同定できることは疑う余地が無いが、ソフトウェア構築技術のみの問題としてこれらを追求することは、原子力プラントの安全性、信頼性を効果的に向上させるとは限らない。現状において、異常事象が発生した場合に運転員に要求される意思決定が如何なるものか考える必要がある。

2-1 診断の目的

異常事象が発生した時に運転員がを目指す最終目的の中では、当面の危険の回避が最優先され、次にプラントの修復と再起動、更に余裕がある場合はライフサイクルコストの最適化が加わる。異常診断とはあくまでもこれらの目的のための情報獲得である。プラントにおいて発生しうる異常事象はいうまでもなく機器や部品の不具合によるが、設計時に想定されるものだけでも不具合というものが本来再現性に乏しい、言いかえれば多様な発生のしかたをする。従って中央制御室で得られる情報のみによって、可能な限りの原因同定精度を追求することは意義に乏しい。ある程度以上の可能性を持ついくつかの原因候補が得られた時点で、個々の仮説が真の原因であった場合の異常進展の深刻さ、回避操作を行うまでの時間的余裕、現場操作が必要なものについては派遣できる人員や派遣要請から操作までに要する時間の見積もり等、複数の異常進展シナリオについて同時に対応策を打ち出してそれらを総覧した上で、意思決定を行う必要がある。このことを考えると、多くの場合、異常原因同定の精度の追求よりも、最悪のシナリオを確実に回避することが優先される。つまり運転員は、故障仮説を絞り込むまでに時間がかかると判断した場合には、その時点で可能性のある最悪の仮説に対する対応操作を「とりあえず」行うのである。計算機による異常診断においても、このように、診断というタスクから対応操作決定タスクへ引き渡す情報として、同定された単独の異常原因ではなく、可能性を属性として有する複数の仮説群を扱うことと、仮説群の可能性評価や絞込みに自分が要する時間を自ら評価することが本来は必要である。本報告書ではこの2つの課題については追求せず、別の機会に譲る。

2-2 観測情報全てを包含する故障仮説群が必要

今までの診断システムが実プラントに十分適用されていない大きな理由の一つに、運転員から見た場合の、システムを信頼できる根拠が提示されないこと

があげられる。プラントの異常を運転員に知らせるために現在用いられる主な手法は、あるパラメータが予め定められた許容幅を超えて変位した時に警報を発するという単純なものであり、センサーの故障を除外して考えれば極めて信頼性が高いにも拘わらず、変位許容幅が不適切に小さい等の理由でプラントが正常である際にも頻繁に発報すると運転員によって故意にスイッチを切られる。観測情報を複雑なソフトウェアによって処理した結果を提示するだけのシステムに対しては、運転員の信頼はさらに小さなものとなることは疑いない。診断システムには、「何故その原因が導かれるのか」を納得させる機能が不可欠である。「何故その原因が導かれるのか」という疑問には陰に、「何故他の原因是否定されるのか」という問い合わせが含まれる。この問い合わせに計算機上のソフトウェアが答えるには、運転員が観測している全ての情報に照らして導かれた原因が整合する、あるいは少なくとも矛盾しない、ということを提示する必要がある。これは、診断のソフトウェアに対して、多数の、しかも互いに性格の異なる観測情報を総合して処理することを要求することになるが、この要求は、単独の原理に基づく診断手法によっては満たされない。

また、診断ソフトウェアへの入力となる観測信号について考察すると、センサーの故障時は言うまでもなく、正常時においても、ドリフトや時定数によって、再現性の乏しい誤差が加わった値しか得られない。更に何等かの不具合が発生した条件下では、センサーは故障せずとも正常な動作を保証される範囲を逸脱した物理的条件下にある可能性も有りうる。このように、診断という情報処理においては、厳密な数学におけるように、導くべき情報からその基として十分な情報の量を規定することは不可能である。入手しうる限りの情報を総動員して診断システムの信頼性を向上する方策を模索する必要がある。

2-3 導出できる事象の範囲

上述した診断の目的から自然に導かれるように、異常原因として導かれうる事象の範囲は、運転員が何等かの対処を求められる事象全てを含まなければならない。診断というタスク内だけで詳細な原因同定までを完遂することを追求することが不適切であることも上述した通りで、後のタスクを視野に入れた意思決定を運転員に開始させるに足る情報の粒度はこれよりも大きい場合ももちろん有りうる。しかしそれでもなお、診断システムが出力しなければならない事象の範囲は非常に広範なものである。

ここで、現在研究されている診断手法について、対象としうる事象の範囲の大きさから評価する必要がある。ある情報処理技術の範疇に人工知能という呼称を与えることが提案された頃、熟練者の知識をインタビューによって if-then 型の rule に変換してソフトウェアを構築してこれを利用する研究が盛んであつ

たが、熟練者の知識の主要部分がインタビューによって抽出でき、それらが if-then 型の rule で表現できるという仮定があまりにも素朴で楽観的であることがすぐに明らかとなった。熟練者の経験をソフトウェア化しても、経験していない事象への対処能力は期待できない、という容易に予期できるような問題点が改めて反省され、人間の熟練者が経験していない事象にも対処できるようにソフトウェアにも対処能力を付与する必要性が広く認識された。そこで、現るべき徴候が予め与えられない事象をも対象に含むことを目的として、モデルベーストアプローチが提唱されて、様々なプラントのモデル化手法や診断アルゴリズムが提案、研究されてきた。しかし、診断における対象デバイスのモデル構築とは、何等かの不具合の経験を基として、機器種別や具体的仕様に独立な一般的な現象を記述して、汎用的な情報として用いることを意味していた。この結果、観測徴候の定量的属性から見て考えられない仮説の過剰な生成や、却って複雑になったモデルの記述手法に起因する膨大なマンパワー等の問題が発生し、必ずしも期待した成果は得られていない。従って、単独で広範な事象を対象とする診断手法とはなり得ていない。

このモデルベース診断に代わって期待を集めたのが、事例ベース診断である。プラントで想定される種々の異常事象をシミュレートする手法が、その事象範囲、精度とも急速に向上したことがこの背景にある。つまり、実際に経験していない「事例」を計算機上で人工的に生成する技術が向上したことからこの診断手法が現実味を持つに至った。この手法では、多数の「事例」を診断アルゴリズムが効率良く参照できる形に整備する技術が鍵となる。その技術には、ネットワーク上に多数の事例を「場」に変換するものと、個別の事例をそれぞれ類似性を高速に評価できる形に変換するもの、分類木を自動生成するもの等があり、実プラントへの適用例も散見される。しかしながら、この診断手法には、基本的に用意した事例からの「内挿」に基づくために、想定した範囲を定量的に超える事象に対して信頼性が急速に低下すること、観測情報と事例との「類似性」の評価が、工学的な意味に照らして適切さを常に保つことが困難なこと、の2つの主な問題が残る。これも、オールマイティな診断手法とはなり得ていない。

以上をまとめると、診断システムに求められる課題は以下のようになる。

- ①的確性の確保
- ②確信度の適切な表現
- ③ロバスト性の改善

このように、原子力プラントの安全性、信頼性を、運転員への心的負担を増加

させることなく有効に向上させるための診断システムには、取り入れる観測情報の広さ、同定できる事象範囲の広さ、運転員に対する説得力、情報間の不確実性の相互補完による頑健性、が要求され、単独の原理に基づいた手法ではこの要求には応え得ないのである。

3. 診断における多様性の意味

現在、情報処理技術を多用した運転員支援技術が十分に適用されていない一つの要因として、従来の支援システムがただ 1 つないしは少ない方法だけでプラントの状態監視や診断、操作ガイドを提供している点が挙げられる。例えば原子力プラントの異常診断を行う場合、温度や圧力などの特定の計測量の変化傾向に基づく 1 つの方法だけでも、一定の診断結果を得ることはできる。しかし、このようにして得た結論は、本来入手可能なもっと多くの情報を多角的に解析して到達したものではないので、それは常に特定の方法や利用した情報の制約から生じる誤診断の可能性を排除できない。

現状の運転支援システムのこのような問題を克服ないし軽減する方策として、著者らは“知的診断における多重視点の本質的重要性”，より具体的には“着目情報と推論方法の多様性 (Diversity) の重要性”を指摘し、その観点からより信憑性の高い運転支援法実現のための方法論的基礎として、“情報および方法の多様性 (Information and Methodology Diversity)” という支援システム設計の多様性規範とそれに基づく支援システムの知能化のためのフレームワークを提唱している。利用する方法や情報に多様性を持たせ、それらに基づく結果を相補的かつ知的に総合化することによって、導出した結論の信憑性が向上するばかりでなく、より複雑で高度な診断が要求される状況にも対応可能となると考えられる。

また、実際の運転員は、優秀なほど多角的観点からプラント状態の監視、診断、操作タスクを実施することを指向しているので、運転支援システムが複数の観点から結果を提示することができれば、運転員にとってその利用価値が大幅に向上すると期待される。これにより、運転員と支援システム間のインターフェイスとしての調和性も向上すると考える。

一方、このような多様性規範のフレームワークを効果的に実現するには、運転支援システムの目的に沿って、相補的な特性を有する方法や利用情報源の効果的に選択し、組み合わせることが重要である。この選択にあたっては、個々の方法や情報源の特性の検討のみではなく、それら相互がどの程度相補的であるかを考慮する複雑な診断が要求され、そのための何らかの体系的な選択指針やその評価基準が必要である。しかしながら従来、相互に異なる手法や情報源の適切な組合せに関してこのような考察を行った研究は少なく、適切な指針や基準が見当たらないのが現状である。

本報では、運転支援システムの中でも重要な構成要素である異常診断サブシステムを対象として取り上げる。まず“着目情報および推論方法の多様性”の規範とそれに基づく診断システムのフレームワークの概略について説明し、つい

でその中で利用する手法および情報源に関して多様性規範を効果的に実現するための選択指針と、さらにその選択に関する 2 つの評価基準を提唱する。後者の評価基準については、すでに予備的な検討結果の一部を報告しているが、本報では前者の選択指針と関連させて理論的体系化を行う。さらに具体的な例題により、多様性規範の下でこれらの指針と評価基準によって構成された異常診断システムの有効性の検証を行う。

本研究ではこれらの解決を最終的な目的として、知的支援システム構築の基本的指針とすべき「多様性 (diversity) 規範」を提案する。この規範は信号処理における「症候定義」と「推論方式」の多様化を求めるものであり、支援処理は多様化したエージェント群の合意を得ることにより実現される。ここで以下の術語を定義しておく。

対象プラントの状態を一つの方法で観測することにより得られる量を、「観測量」と呼ぶ。観測量は、プロセス信号あるいはその処理により多種多様な定義が可能である（観測量定義）。またプラントが取り得る各状態に対応した観測量の変化を、「症候」と呼ぶ。「観測量定義を選択」することにより、観測量の変化がプラントの状態と対応付けられることで症候が定義される（症候定義）。よって「症候定義」の多様化とは、着目している「観測量定義」の多様化により実現される。本報の範囲では、特に症候定義における多様化に議論を限定し、異常同定システムの構築および評価試験により多様化の有効性を確認した。

多様性規範に基づく運転員支援システムの全体的な構成概念図は、Fig. 3-1 に示すようなものとなる。運転員が遂行するタスクは、異常の検出とその評価、異常原因の同定（異常同定）、対応操作策定の 3 種に大別される。そしてそれぞれのタスクに関して、症候定義、推論の方式、合意形成の方式など様々な手法が考えられる。本研究では、これらについて特定の最良な方式を事前に規定することはせず、なるべく多様な方式をすべて統合することが、多様性規範の要請に照らして合理的であるという立場を探る。重要な局面における人間の判断や意思決定は、多面的に対象を把握することに基づいてなされることが一般的といって差し支えあるまい。このことの重要性については、人工知能、運転員訓練などの観点からは若干の指摘がなされている。また自己の日常的な意思決定過程について内観してみても、当然のことであろう。にもかかわらず、異常同定を含む運転員知的支援に関する研究では、この多様性の必要性について、ほとんど論じられてはいないように思われる。また従来の支援技術の開発においては「推論方式」について多くの提案がなされているが、今回注目した「症候定義」に関しては、採用の根拠が必ずしも明確ではなく、論理的な検

討を行うことが必要と考えられる。

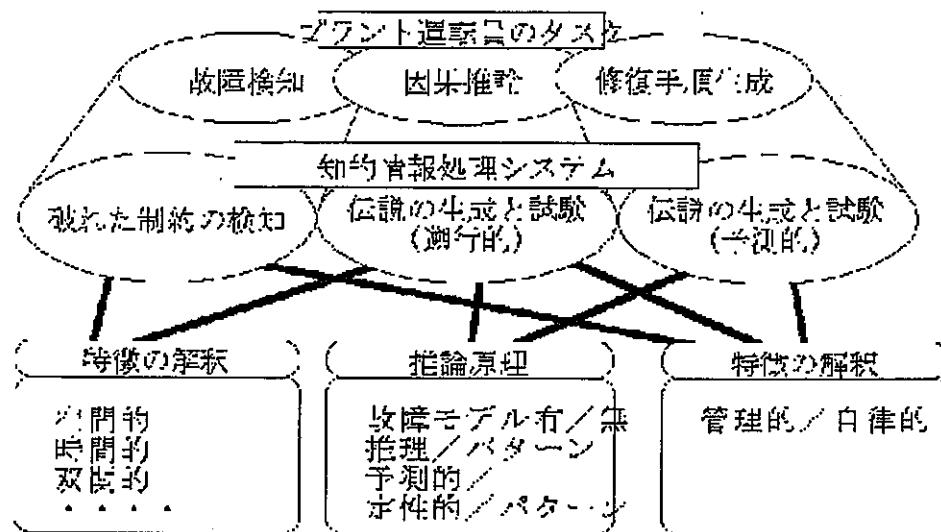


Fig. 3-1 : 多様化に基づく知的運転員支援システムのフレームワーク

本研究で対象とした①～③の課題の重要性について、本研究の立場を以下に示す。①の重要性は自明に見えようが、(1) 運転員の対処が困難な状況での支援システムの応答により、運転員のシステムへの信頼感が決定されること、

(2) 人間は元々メンタルワーカロードの高い状況では機械知能を無視しがちであることから、要請される的確性条件は、一般に想像されるよりはるかに厳しい条件となっている。確信度に関する指標提供の重要性②については、エキスパートシステム開発の初期から研究者により認識されており、また人間工学的な立場からの主張もある。しかし、これまでの確信度指標はいずれもごく単純なもので、欠点も指摘されており、改良が必要であることは周知の通りである。また異常事象によってはセンサーの故障を伴う状況が考えられるので、信号欠落に対するロバスト性③が重要となる。通常のルールベースシステムでは、重要な信号が欠けている場合に、その性能が極端に低下することが避けられない。本研究で提唱する多様性規範は、これらの技術課題のいずれに対しても効果的な方策を提供するものである。これまですでに予備的な検討結果については一部報告しているが、技術的な課題①～③の充足を目的として手法の大幅な拡充強化を行い、併せてより体系的な評価を行った。

3-1 多様性規範による診断知能化のフレームワーク

筆者らが提唱する多様性規範に基づく診断システムは、内部での情報の流れに着目すると Fig. 3-2 のように表される。システムは計装センサ信号を取り込み、種々の症候情報を抽出する（症候特徴づけ：Feature Characterization）。得られた症候情報はさまざまな異常診断手法に入力され、各手法ごとにそれぞれの診断結果が出力される（複数診断原理：Diagnostic Principles）。そして、最終ステージではこれら複数の診断結果が一定の過程を通じて 1 つの意思決定としてまとめあげられる（意志決定：Decision Making）。多様性規範の下で、

症候特徴づけのステージでは、おのおの相異なる複数種類の症候情報の抽出が行われる。また、複数診断原理のステージでも、おのおのが異なる特徴を持つ複数の診断手法が用いられ、並行して処理されることとなる。

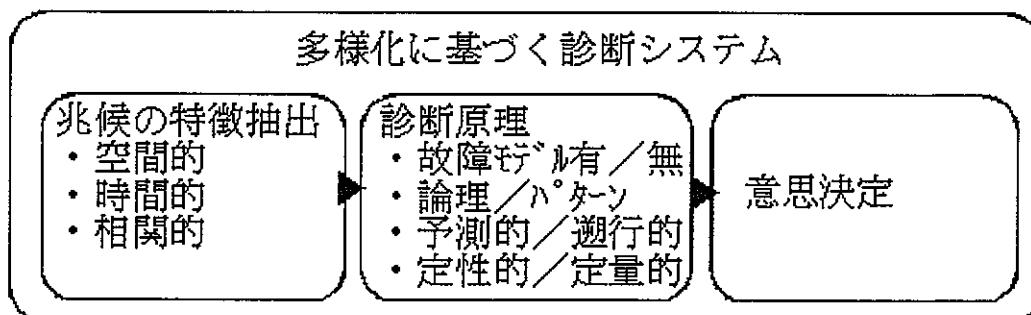


Fig. 3-2 : 多様化に基づく診断システムの枠組み

症候特徴づけのステージの情報処理における多様性を、ここでは“情報の多様性 (Information Diversity)”と呼び、以下のように定義する。

(1) 情報の多様性：すべてまたは部分的に異なる情報に着目し、それぞれに処理を実施するアプローチ

また、複数診断原理ステージの情報処理における多様性を、ここでは“方法の多様性 (Methodology Diversity)”と呼び、以下のように定義する。

(2) 方法の多様性：情報処理の内容（処理の方法論、推論や計算のアルゴリズム等）が、すべてまたは部分的に異なる手法を用い、それぞれの処理を実施するアプローチ

“情報の多様性”の導入によって、異なった種類の症候群に着目した処理が行われ、たとえ同一の診断手法を適用しても、異なる根拠に基づく複数の結果がもたらされる。また、“方法の多様性”により、異なる仮定や意味付けの下での診断が行われ、たとえ同一の情報源を用いたとしても、異なる診断プロセスによる複数の結果がもたらされる。この 2 種類の多様性の下で、症候抽出と診

断手法との適宜な組合せのおのが、互いに相補的な関係を有する診断モジュールを構成する。

このようにして得られた複数の診断結果の提供だけでも、運転員には診断材料として有用である。また、運転員の大局的判断と処理負担の軽減のために、さらに一步進めて総合的な結論を導出し、提示することも重要である。したがって、多様性規範における診断システムのフレームワークの一部として、次に述べる“統合化意志決定 (Unified/Integrated Decision Making)”を提唱する。

(3) 統合化意志決定：多様性規範の下で与えられた複数モジュールの処理またはそれらの結果の相補的統合を図る機能

この実現方法としては、例えば始めに各モジュールの個別の結果を導出し、それら複数の結果を各モジュールの自己評価に基づき統合ないしは取捨選択する統合化された意思決定法が考えられ、著者らはすでにこの方法の有効性を確認している。

3－2 多様性規範実現のための選択指針

上記で定義した“情報の多様性”および“方法の多様性”について、著者らの論文の考察をさらに進めて、実際に実現可能な多様性について具体的検討を行い、おののの多様性実現のための指針の構成を試みた。以下に述べる指針はすべての可能な多様性実現手段を網羅しているとは限らないが、症候情報抽出や診断手法に関する現状で可能な技術の多くに適用できるものと考える。

3－2－1 情報の多様性の選択指針

システムの状態監視や異常診断に必要な入力情報は、複数の計装センサの特定時点の出力値およびその時系列である。これらの情報は計装センサの出力があらわす症候として、いずれも定性的な表現による事象名または定量的な状態量、その時間的変化傾向、さらには複数の状態量や事象間の相互関係として表現される。これらの多様性のある情報は、一般的には、Fig.1 に示すように、診断システムへの入力情報からの症候抽出の部分で、以下のような種々の方法を採用して導出することができる。

(1) 異種情報源の利用

すべてまたは部分的に異なる計装センサの出力情報を利用する。

(2) 異なる種類の特徴情報の利用

a. スナップショット的情報の利用（水位が高い、低い等）

異常事象時における各信号の挙動を、プラントの機器や系統に空間的広く着目する。数種の信号に対しその変動を「偏差 (High/Normal/Low)」

と「変動方向 (Increase/Constant/Decrease)」により定義するが、各信号が正常値から逸脱した時点を対象とする。よって信号値を抽出した時間点は各信号により独立に定義され、同一時間に信号値を抽出する通常のスナップショットとは異なる意味を持つ。「偏差」および「変動方向」におけるしきい値の定義が異なるため、両定義により得られる観測量は冗長なものとはならない。ある程度の類似性は含まれ得るが、その着目する特性が異なることから両定義を採用した。本定義における観測量の次元は、着目した信号数と等しい。

- b. 時間的情報の利用（ポンプがキャピテーションを起こし、しばらくしてトリップする等）

個々の信号における時間的挙動について着目し、各信号に対し一定時間とに (a) と同様に「偏差」と「変動方向」の観測量を定義する。これにより、異常の生起により生じる 2 次的、3 次的な状態変化を捉えることができるを考える。ここで時間領域は、着目信号のいずれかに正常値からの逸脱が認められた時点を始点として、事前に規定した観測時間までを対象とする。本定義における観測量の次元は、観測点の総数と等しい。

- c. 相関的情報の利用（温度も圧力も共に上昇する等）

信号間の相互関係に着目し、複数信号による状態空間上の軌跡を観測量と定義する。この情報は (a), (b) では直接的には捉えにくい情報であり、これらの 2 定義を補足する意味を持つ。各状態量間の相互関係、干渉効果を観測量として縮約するために、重要な機器、系統におけるエネルギー・バランス・マスバランスに着目して 2 信号を選定した。この 2 変数による状態空間を離散化し、2 次元セル配列に変換する。各セルにつきその内側での軌跡の有/無を 1/0 に対応させることで、2 次元 2 値マトリクスとして本観測量を定義した。本定義における観測量の次元は、マトリクスのセル数と等しい。

a～c の各タイプに基づき定義した観測量を、総称して「空間的観測量」、「時間的観測量」、「相関的観測量」と呼ぶこととする。

ここで、各症候定義によりプラント状態の異なる特徴が表現されている時、これら症候定義は「直交」していると定義する。今回採用した観測量定義のうち、「空間的観測量」と「時間的観測量」とではそれぞれ異なる次元（空間/時間）に基づいているため、これら観測量定義に基づく症候定義は非常に直交の度合が大きいと考えられる。「相関的観測量」については、前 2 タイプの観測量では記述されにくい情報を捉えているものであり、両者の間に位置すると考えられる。多様化規範により多数の観測量定義を採用しても、結果的に直交性の小さい症候定義が多数を占める時、この多様化は本質的に意味がない。これ

までに症候定義における直交性の論理的な定義を提案し、この論理的な定義と本報での直観的な直交性の定義とに矛盾がないことを確認している。

3-2-2 方法の多様性の選択指針

プラントの状態監視、異常診断で用いられる情報処理手法について、一般的に、Fig. 3-2 にも示すように、以下のような違いを持たせ多様性を実現することが可能である。

- (1) 異なる推論の方法論を利用
論理推論ベース／パターンマッチベース
- (2) 異なる深さの知識を利用
モデル（深い知識）ベース／症候（浅い知識）ベース
- (3) 異なる種類の知識を利用
正常時の知識のみ利用／異常時の知識も利用
- (4) 異なる知識表現を利用
定量的扱い／定性的扱い
- (5) 異なる探索方法を利用
削除的探索／生成的探索
- (6) 異なる時間処理方法を利用
遡行事象分析／未来事象予測

ここで特に(5)において、削除的探索とはあらかじめ想定されている異常原因集合から可能性の少ないものを削除して絞り込みを行う探索であり、生成的探索とは入力された情報とシステムが有する知識を組み合わせ、可能性が考えられる異常原因を新たに枚挙、検証する探索のことである。

3-3 多様性規範実現のための選択評価基準

Fig. 3-1 に示すフレームワークでは、相補的な特性を有する複数の症候抽出や診断手法の選択が重要である。この選択にあたっては、前述の“情報の多様性”や“手法の多様性”的選択指針に述べたような、種々の特徴を有するアプローチの多角的採用が有用である。しかしながら、多様性規範に基づく診断システムの性能を現実に効果的なものにするためには、さらにこれらに沿って選択した症候抽出と診断手法の組合せである各診断モジュールの相互の特性の違いが実際に妥当であるか、必要ならば目的の性能を向上させるためにどんな修正や入れ替えを行うべきかを、定量的に評価する基準の設定が望ましい。そこで、本節では有用と思われる 2 つの評価基準の提唱を行う。

はじめにその準備として、以下の定義を導入する。対象システムの正常状態

を s_0 , 他の異常状態集合を S とする。ここで S とは対象システムについて我々が知っている可能な異常状態 S_h の集合, すなわち

$$S = \{s_h \mid h = 1, \dots, H\} \quad (1)$$

である。 s_0 から S の各要素 S_h に遷移する過渡事例の観測データ e ($s_0 \rightarrow s_h$) の集合を

$$E(s_0 \rightarrow S) = \{e(s_0 \rightarrow s_h) \mid s_h \in S, h = 1, \dots, H\} \quad (2)$$

と表す。また、診断システムが規定するプラントの異常事象 x_m の集合を X とし,

$$X = \{x_m \mid m = 1, \dots, M\} \quad (3)$$

とする。ここで、 X の要素は互いに異常原因が異なるのみではなく、たとえ同じ異常原因でも配管破断の口径などのように原因の程度が大きく異なるものも区別して含む場合がある。また、前述の S は対象システムについて我々が定義可能な異常状態の集合であるのに対し、 X は診断システムが定義する異常事象集合であるため、両者は必ずしも一致しない。さらに、相異なる診断モジュール a , b が利用する各観測症候指標の集合をそれぞれ

$$Y_a = \{y_{an} \mid n = 1, \dots, N\},$$

$$Y_b = \{y_{bn'} \mid n' = 1, \dots, N\} \quad (4)$$

とする。ここで、各観測症候指標の観測値は正常状態 s_0 からの何らかの意味での逸脱の程度を表すものとする。

複数モジュールの組合せに関する評価基準を考えるに当たっては、個々のモジュールの特性のみではなく、それら相互の相補的関係を考慮する必要がある。このような考察を踏まえ、各モジュールの入力情報と出力結果の観点から、以下の 2 つの基準概念を定義する。

3-3-1 同定結果直交性および補完性

ある与えられた過渡事例観測データ集合 $E(s_0 \rightarrow S)$ の各要素について、あるモジュール a により可能性があると結論される異常事象の集合 X_a ($\subseteq X$) と他のモジュール b により可能性があると結論される集合 X_b ($\subseteq X$) が共通要素を持たない、すなわち,

$$X_a \cap X_b = \emptyset \text{ for all } e(s_0 \rightarrow s_h) \in E(s_0 \rightarrow S) \quad (5)$$

の場合、両モジュールの同定結果は直交するという。また、このように同一観測データに対して全く異なる結論をもたらすモジュールの組合せは、結論の可能性の範囲を補い合い拡大するので補完的であるという。

3-3-2 利用症候直交性および補強性

モジュール a と b が利用する観測症候指標の各組合せ(y_{an} , $y_{bn'}$)について、

ある与えられた過渡事例観測データ集合 $E (s_0 \rightarrow S)$ 上での両者の相関係数 $CC(y_{an}, y_{bn}')$ が 0, すなわち

$$CC (y_{an}, y_{bn}') = 0 \text{ on } E (s_0 \rightarrow S) \\ \text{for all } y_{an} \in Y_a \text{ and } y_{bn}' \in Y_b \quad (6)$$

の場合、モジュール a, b が利用する観測症候が対象観測データの異なる特徴を表すと考えられ、両モジュールの利用症候は直交するという。また、2つのモジュールが 3-3-1 のように、補完的ではなくとも利用症候直交性を有する時、これは異なる情報源から共通性のある結論を得たことになるので、結論の共通部分の信悪性は増大する。このような場合、両モジュールは補強的であるという。

実際の各診断モジュールは、前節 3-3-1 の同定結果直交性および補完性の基準概念で述べたようなクリスピな可能異常事象の集合を出力することは限らず、より一般的には X 上の各異常事象 x_m の生起に関する確信度を与える。そこで前節の定量的評価基準を考える上で、(5) 式の定義を確信度を扱う形式に拡張する。 s_0 から sh への遷移事例に関し、モジュール a, b がもたらす X の各要素の生起に関する確信度をそれぞれ $f_a (x_m | s_0 \rightarrow sh)$, $f_b (x_m | s_0 \rightarrow sh)$ とした時、モジュールおのおのの X 上の原因同定確信度分布ベクトルを以下のように与える。

$$F_a(s_0 \rightarrow sh) = (f_a(x_1 | s_0 \rightarrow sh), \dots, f_a(x_M | s_0 \rightarrow sh))t \quad (7)$$

$$F_b(s_0 \rightarrow sh) = (f_b(x_1 | s_0 \rightarrow sh), \dots, f_b(x_M | s_0 \rightarrow sh))t \quad (8)$$

同定結果直交性は、 $E (s_0 \rightarrow S)$ に含まれるすべての過渡事例の観測データに関する $F_a (s_0 \rightarrow sh)$ と $F_b (s_0 \rightarrow sh)$ の間の直交性で測ることができ、次の相関関係

$$CC_{Xa,b} = \dots \quad (9)$$

により評価できる。この指標は値が 0 に近いほど同定結果直交性が高い、すなわち補完的であることを意味する。なお、* はベクトルの内積演算、|| はベクトルのノルムを表す。

また、本節の利用症候直交性および補強性については、(6)式で定義される基準概念をまとめた 1 つの定量的評価基準で表すために、以下の記述を導入する。 s_0 から sh への遷移事例の観測データにおける(4)式の各症候指標 y_{an}, y_{bn}' の値を $y_{an}(s_0 \rightarrow S)$, $n=1, \dots, N, y_{bn}'(s_0 \rightarrow sh)$, $n'=1, \dots, N'$ とし、 $E (s_0 \rightarrow S)$ 内のすべての過渡事例観測データに関する各症候指標の観測値ベクトルを以下のように与える。

$$Y_{an}(s_0) = (y_{an}(s_0 \rightarrow s_1), \dots, y_{an}(s_0 \rightarrow s_H))t \quad (10)$$

$$Y_{bn}'(s_0) = *y_{bn}'(s_0 \rightarrow s_1), \dots, y_{bn}'(s_0 \rightarrow s_H))t \quad (11)$$

この時、利用症候直交性は各症候指標観測値ベクトルの直交性で測ることがで

き、次の平均相関係数

$$CCY_{a,b} = \frac{1}{N} \frac{\sum_{n=1}^N Y_{an}(S_0) * Y_{bn}'(S_0)}{\sum_{n=1}^N |Y_{an}(S_0)| |Y_{bn}'(S_0)|}$$

(12)

により評価できる。この指標も値が 0 に近いほど利用症候直交性が高いことを意味する。

4. 適用可能な個別診断方式の整理

この章では、方式の多様化を原子力プラントの異常診断への適用に関する具体的な検討に資するために、原子力プラントを構成する個々の機器種別毎に、想定される不具合、現れる症候、診断方式を整理することを試みる。何の変化を持って症候とするかについては、変化の現象が機械工学中の材料、構造、流体、熱、の何れの力学で記述されるか、或いは機械力学以外の量子力学、化学、電気工学の領域の現象で記述されるか、という視点から行なうことが、全体の整合をとる上で有利であろうと判断した。表にまとめるに当たってさらに、圧力、流量、温度、振動、放射線、化学、電気、その他、という分類法を採用した。

4-1 配管

配管は最も単純な機器であるが、プラントにおいて多用され、設置される環境（雰囲気ガス、放射線の有無、運転員のアクセス）、及び内部の流体（液体／気体、放射線、温度、化学活性）が様々であるので、健全性が脅かされる現象を早期に検知、同定する技術はなお一層向上する必要がある。

	部分／全閉塞	漏洩	破断	異物混入
圧力	圧損増加、ウォータハンマ	圧力低下	圧力低下	圧損増加
流量	減少	前後不一致	下流の逆流	流量低下
温度				
振動			破壊音	振動発生
放射線		冷却材に依存	冷却材に依存	
化学		活性流体で火災	活性流体で火災	
電気		冷却材に依存	冷却材に依存	
その他				

4-2 热交換器

熱交換器は原子炉で発生する熱を有効に電力に変え、原子炉の温度を安全な範囲に収めるために必要であることは論を待たないが、原子力プラントにおいては、放射性物質や化学的に活性な液体の閉じ込めと熱伝達を両立させなければならないところに設計上の配慮並びに不具合の早期発見が強く望まれる。

	伝熱管閉塞	伝熱管漏洩	管管板破損	伝熱管汚損
圧力	圧損増加	高圧側低下 低圧側上昇	高圧側低下 低圧側上昇	(極端な場合は) 圧損増加
流量	2次(内側)減少	高圧出口減少 低圧出口増加	高圧出口減少 低圧出口増加	(極端な場合は) 伝熱管外側減少
温度	伝熱量低下	見かけ伝熱増加	見かけ伝熱増加	伝熱量低下
振動			伝熱管振動	
放射線		高圧側放射性なら低圧側放射化	高圧側放射性なら低圧側放射化	
化学		1次 ⇌ 2次反応	1次 ⇌ 2次反応	
電気				
その他				

4-3 ポンプ

ポンプは上述の配管や熱交換器が本来の機能を発揮する前提となる、流体の循環を司る機器である。機能を停止すると原子炉の冷却が維持されないばかりか、停止したインペラが逆に圧力損失を生じる等重大な安全上の障害となる。

	軸偏心	インペラ破損	モータ焼損	回転摩擦増大	キャビテーション
圧力	水頭減少	水頭減少	水頭減少	水頭減少	水頭減少
流量	流量減少	流量減少	流量減少	流量減少	流量減少
温度			モータ温度上昇		
振動	周波数 = 回転数	破損時破壊音 → 周波数 = 回転数			白色に近い騒音
放射線					
化学					
電気			モータ電気特性変化		
その他					

4-4 タンク

タンクで懸念される不具合は、沸騰水型軽水炉、加圧水型軽水炉、液体金属冷却高速炉、ガス炉等の炉型によって大きく変わる。内部流体の動きが小さいのでバックグラウンドの雑音環境下では不具合発見が困難になる。

	ガス巻き込み	漏洩（液体）	漏洩（ガス流出）	漏洩（ガス流入）
圧力		圧力低下	圧力低下	圧力上昇
流量		液位低下	液位上昇	液位低下
温度				
振動			異音の可能性	異音の可能性
放射線				
化学	不純物成分 濃度上昇			
電気				
その他				

4-5 弁

誤開や誤閉はプラントの各運転モードにおける流体の流れ方を設計時に想定されないものへ変えてしまうので、常に指示通りの開度に位置するよう監視する必要がある。異常な摩擦の増大、圧損特性の変化、軸と弁体の固定劣化等は早期に発見されなければならない。

	固着	弁体破損	軸破損	異物による閉塞
圧力				圧損増加
流量				
温度				
振動		可能性あり	可能性あり	可能性あり
放射線				
化学				
電気				
その他	制御不能	制御不能	制御不能	制御不能

以上の表から示唆されるように、部品の変形や破損というような不具合については、互いに症候に定性的な差が見られず、しかも定量的な属性の特定が困難なものが多く、診断を困難にしている。またこれらの表では特徴に差があるても、その差に関する情報は中央制御室からは観測されないものが多い。

5. 方式を多様化した診断システムの試作

5-1 症候定義の多様化

本研究では、症候定義における多様性を確保するとともに、観測量定義の選定に客觀性を持たせるために、対象システムの特徴および対象事象に関する情報を利用せずに観測量の定義を行った。ただし対象を多面的に捉えることを主眼におき、多種のタイプの定義を採用している。このタイプの詳細を以下に示す。ここで、実際に各タイプにより定義された観測量定義の総数をそれぞれ、NS1, NS2, NS3 とおく。各観測量は観測ごとに複数の値を得ることによりベクトルとして捉えられることから、この値の総数を各定義における「観測量の次元」と呼ぶこととする。

(a) 空間的変動 (NS1=2)

異常事象時における各信号の挙動を、プラントの機器や系統に空間的に広く着目する。数種の信号に対しその変動を「偏差 (High/Normal/Low)」と「変動方向 (Increase/Constant/Decrease)」により定義するが、各信号が正常値から逸脱した時点を対象とする。よって信号値を抽出した時間点は各信号により独立に定義され、同一時間に信号値を抽出する通常のスナップショットとは異なる意味を持つ。「偏差」および「変動方向」におけるしきい値の定義が異なるため、両定義により得られる観測量は冗長なものとはならない。ある程度の類似性は含まれ得るが、その着目する特性が異なることから両定義を採用した。本定義における観測量の次元は、着目した信号数と等しい。

(b) 時間的変動 (NS2=着目信号数×2)

個々の信号における時間的挙動について着目し、各信号に対し一定時間ごとに (a) と同様に「偏差」と「変動方向」の観測量を定義する。これにより、異常の生起により生じる 2 次的、3 次的な状態変化を捉えることができると考える。ここで時間領域は、着目信号のいずれかに正常値からの逸脱が認められた時点を始点として、事前に規定した観測時間までを対象とする。本定義における観測量の次元は、観測点の総数と等しい。

(c) 変数間相互関係 (NS3=状態空間数)

信号間の相互関係に着目し、複数信号による状態空間上での軌跡を観測量と定義する。この情報は (a), (b) では直接的には捉えにくい情報であり、これらの 2 定義を補足する意味を持つ。各状態量間の相互関係、干渉効果を観測量として縮約するために、重要な機器、系統におけるエネルギーバランス・マス

バランスに着目して 2 信号を選定した。この 2 変数による状態空間を離散化し、2 次元セル配列に変換する。各セルにつきその内側での軌跡の有/無を 1/0 に対応させることで、2 次元 2 値マトリクスとして本観測量を定義した。本定義における観測量の次元は、マトリクスのセル数と等しい。

(a) ~ (c) の各タイプに基づき定義した観測量を、総称して「空間的観測量」、「時間的観測量」、「相関的観測量」と呼ぶこととする。

ここで、各症候定義によりプラント状態の異なる特徴が表現されている時、これら症候定義は「直交」していると定義する。今回採用した観測量定義のうち、「空間的観測量」と「時間的観測量」とではそれぞれ異なる次元（空間/時間）に基づいているため、これら観測量定義に基づく症候定義は非常に直交の度合が大きいと考えられる。「相関的観測量」については、前 2 タイプの観測量では記述されにくい情報を捉えているものであり、両者の間に位置すると考えられる。多様化規範により多数の観測量定義を採用しても、結果的に直交性の小さい症候定義が多数を占める時、この多様化は本質的に意味がないが、本研究においては、この多様化の意味を定量的に評価するために 3 章で述べた手法を開発している。

異常同定エージェント

本報の段階では、症候定義の多様化による異常同定への効果を評価することが目的であるために、推論方式としては 1 手法のみを採用した。定義した観測量はすべてパターン情報として捉えられることから、異常同定手法としてニューラルネットワーク技法の利用を試みた。ニューラルネットワークを個々の観測量定義ごとに構築することで、各観測量に特化した異常同定エージェント群を形成する。本異常同定システムの全体構成を Fig. 5-1 に示す。

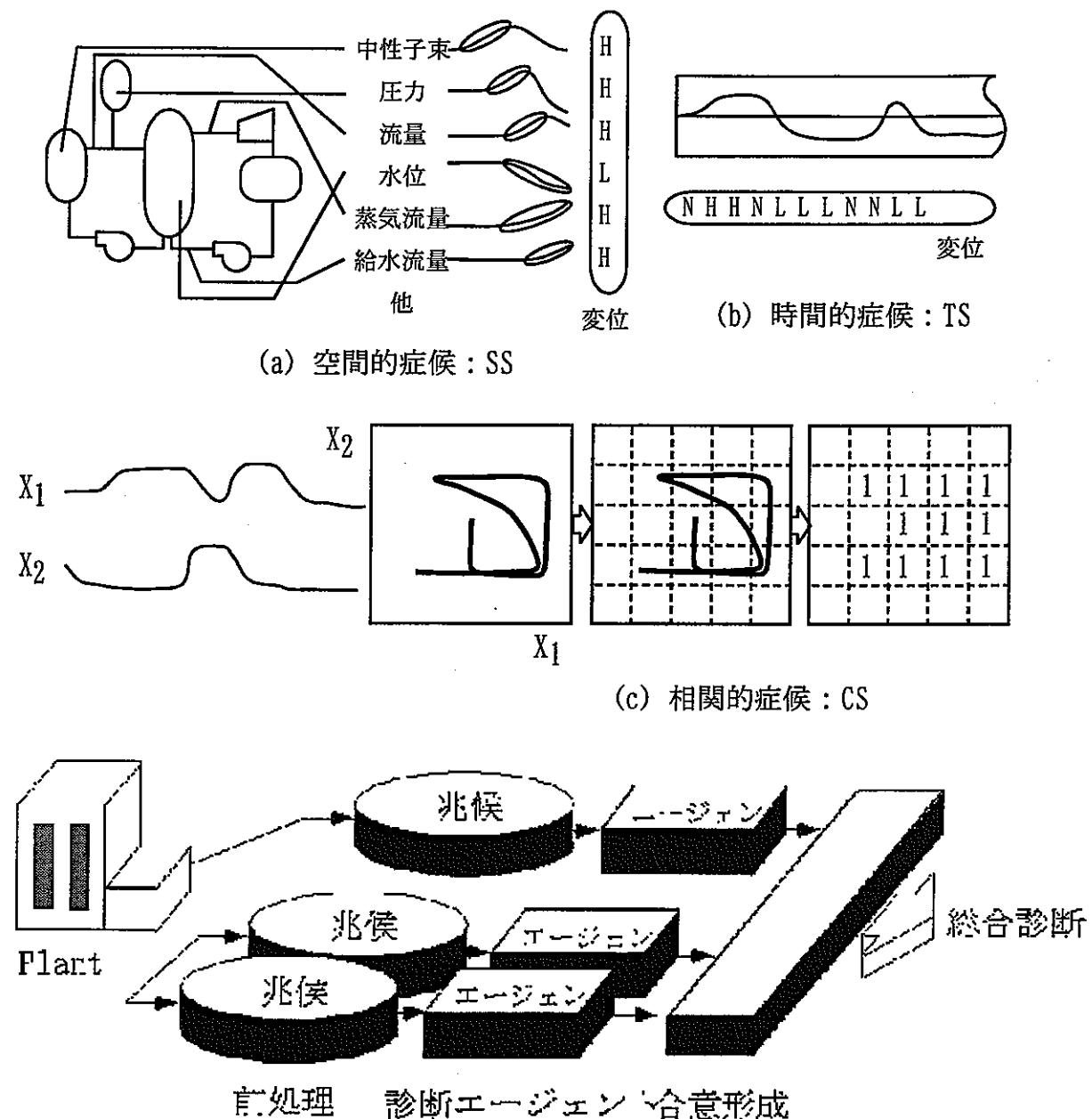


Fig. 5-1 : 専用診断エージェント群による原因同定手順

エージェントの総数は、採用した観測量定義の総数と同数の NA (=NS1+NS2+NS3) 個となる。つまり、38 個のニューラルネットのうち、TS を利用する 17 個についてはその診断原理が同一であるため、それらの中での“統合化意志決定”を行い、17 個のニューラルネット全体として 1 つの診断モジュールを構成する。同様に CS の 20 個についてもその中の“統合化意志決定”を行い、20 個のニューラルネット全体として 1 つの診断モジュールとした。したがって、診断モジュールは、SS に関する 1 個のニューラルネットと、TS 関

に関する 17 個のネットの統合化モジュール、CS に関する 20 個のネットの統合化モジュールの 3 つとなる。各ネットワークの構造は 3 層のフィールドフォワードネットワークを採用し、入力層のユニット数は各ネットワークが受け持つ観測量の次元と同一、出力層のユニットは対象とする異常事象数 (NF 個) と同数である。当技法は入力データと出力データ間を定量的に対応づけることが可能であることから、事象と対応するユニットの出力値を連続値 (0, 1) とし、これを異常生起の確信度とした。ここで、特定の出力ユニットからの出力値が 1 に近いほど、対応する異常が生起したという確信度が高いと解釈する。ニューラルネットワークの学習法として、忘却つき構造適応学習法を採用した。このアルゴリズムの大きな特長は、学習の際に不必要的ユニットやリンクをネットワークから削減する点にある。これにより中間層における適切なユニット数を試行錯誤的に求める過程が回避でき、ネットワーク構築作業の負担が軽減できると期待される。

システムは C 言語によりパーソナルコンピュータ (PC - 9801ES) 上で構築した。ただし、ここでニューラルネットワーク構築用ライブラリー「網」を使用することで、エージェント構築における作業負荷を大幅に削減した。本検証試験では、ニューラルネットワーク技法を利用しているが、将来における他の手法の導入、統合利用を否定するものではない。しかしながら推論手法によっては、本研究で対象とした多様な定義による観測量の一部にしか適用できないという制約を持つ。これに対しニューラルネットワークは、性質の異なるそれぞれの観測量に対して、手法の枠組みの本質的な違いなしに異常原因の推定を可能にする。この意味で本研究段階では、目的に整合した適用性の高い汎用手法として利用した次第である。推論方式自体の多様化については、本研究から得られた知見を踏まえつつ別途に評価を実施している。

5-2 合意形成機構

そして、最終的な診断結果は、これら 3 モジュールの更なる“統合化意志決定”によって得られる。これらの“統合化意志決定”は、計装信号のノイズや誤差、ニューラルネットの推論誤差等に対するロバスト性を考慮した原因同定確信度分布ベクトルの非線形重みつき総和に基づいて行った。個々の異常同定エージェントはそれぞれが独立して異常同定を行うことから、これら複数個の推定結果を効率的かつ合理的に統合する必要がある。ただし、本研究の目的から推論手法における限定と同様に合意形成手法も 1 手法に限定し、知的な合意形成のしくみを言語的なルール表現に対応させることを目的として「ファジィ技法」による手法を開発した。以下にその内容を述べる。まず次の変数を定義する。

X_{ij} ：「異常同定エージェント #i」の「出力ユニット #j」の出力値

Y_j ：「異常事象 #j」の確かさ（全エージェントの合意形成結果）

エージェント #iにおいて、「 X_{ij} の値が大きければ大きいほど、『異常事象 #j の確かさ Y_j は大きい』と主張している」と解釈することが自然である。本検証試験においては、この解釈に基づいた 2 段階処理からなる手法を考案した。

第 1 段階では、すべての異常同定エージェントについて、対象とした各異常事象に対する同定能力の有無を確認する。この確認は各ニューラルネットワークの学習結果により判断し、同定能力がないと判断された「エージェント #i」の出力 i_j は合意形成時に棄却される。第 2 段階では、異常同定エージェントの出力値に対し、ファジィ技法による評価を行う。先の解釈をルール化すれば以下の 3 ルールが自然な表現であり、これらを合意形成ルールと呼ぶこととする。

RULE1:

if X_{ij} is SMALL then X_j is SMALL

RULE2 :

if X_{ij} is MEDIUM then Y_j is MEDIUM

RULE3 :

if X_{ij} is LARGE then Y_j is LARGE

なお、この時のメンバーシップ関数は、Fig. 3 に示される標準的な形状を採用した。図中の W_{ijk} は「異常同定エージェント #i」の「出力ユニット #j」における「ルール #k」後件部を規定する実数値であり、 μ_{ijk} は X_{ij} に対する「ルール #k」の適合度を示す。最終的な合意形成は、次に示す重心計算に基づき実施する。

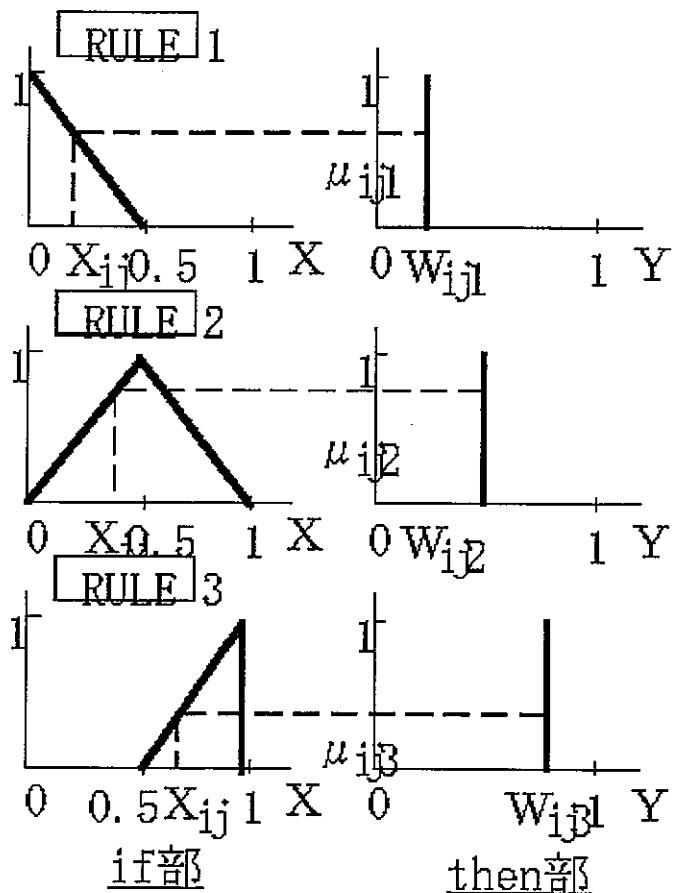


Fig. 5-2 : 合意形成手順に用いるメンバーシップ関数

$$Y_j = \sum_{i=1}^{NA} \sum_{k=1}^3 \mu_{ijk} W_{ijk} / \sum_{i=1}^{NA} \sum_{k=1}^3 \mu_{ijk} \quad (1)$$

ここで、実際の応用時をも考慮にいれ、多数のエージェントを対象とした時にも効率的なシステム構築が可能なように、学習ルール獲得法を採用した。本法は最急降下法（デルタルール）に基づいており、エージェントによる推定結果から最適な後件部の W_{ijk} を導出することが可能となる。

5-3 システムの動作

以上において提案した異常同定システムを原子力プラントにおける異常同定問題に適用することで、症候定義の多様化による効果の評価を行った。対象となる異常事象時データとしては、Fig. 5-3 のような原子力プラントのシミュレーションコードによる異常時過渡応答データを使用した。このコードは Surry-1 型プラントを模擬したものであり、これは電気出力 822MW の 3 ループ型 PWR プラントである。

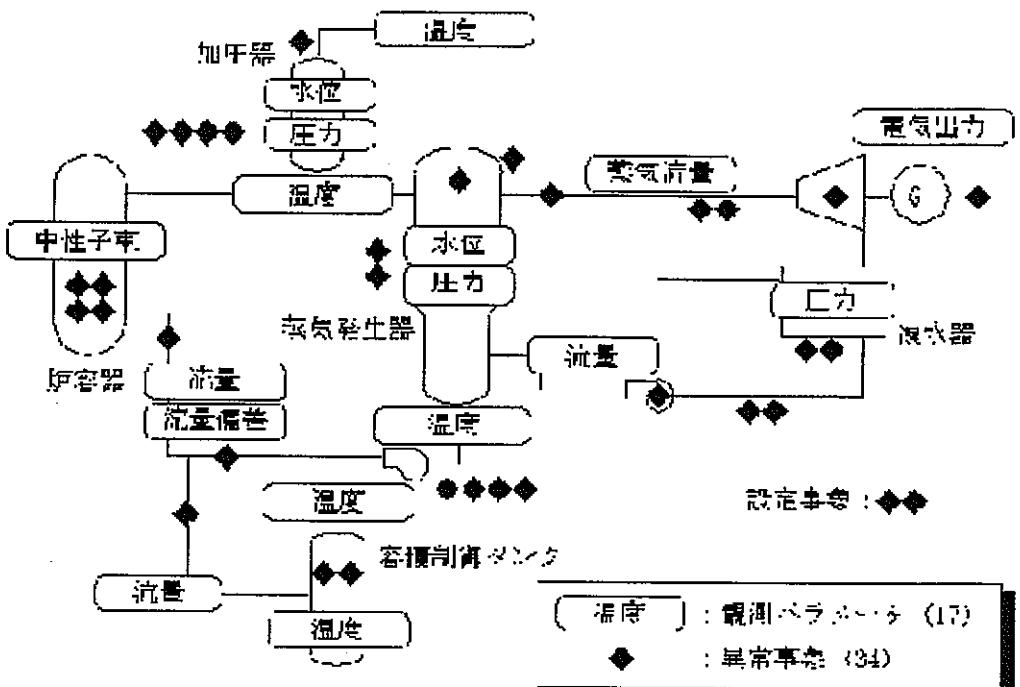


Fig. 5 - 3 : 本システムで対象とする原子力プラントの構成

本検証試験においては、1次系と2次系の主な機器、タービン、発電機、計装系、制御系における34種の異常事象($NF=34$)を対象とした。また広くプラント全体を網羅するように、17種の観測信号を選択した。これらの信号から、「空間的観測量」については17次元の観測量を、「時間的観測量」については5sごと125s間のサンプリングにより25次元の観測量を獲得した。ここで「偏差」においては定常値の5%を、「変動方向」についてはアラーム値(ここでは定常値の15%)に2minで到達する値をしきい値と定義した。また「相関的観測量」については20種の状態空間を定義し、各変数に対し7群の離散化により49次の観測量を得た。本報における観測量定義とエージェントの条件をTable 5-1にまとめた。以下では必要に応じ、各観測量とこれに対応するエージェントをTable 1の識別番号(ID#)により示すこととする。

Table 5-1 : 特徴表現と診断用ニューラルネットワークの定義

特徴の型	特徴表現	エッジ数	番号
空間的症候			
変位	17信号:高/低/通常	1	1
増減	17信号:増加/減少/一定	1	2
時間的症候			
変位	25ステップ(5秒間隔, 125秒間):高/低/通常	17	3-19
増減	25ステップ(5秒間隔, 125秒間):増加/減少/一定	17	20-36
相関的症候	49区画(7x7)	20	37-56

学習用データとしては、シミュレーション結果から得られた過渡応答データをそのまま採用した。検証用データとしては、学習用データに対し平均値比で1%，2%，5%の標準偏差を持つ一様乱数を付加することで摂動データを作成した。

異常同定システムのチューニングと評価試験における処理の流れを、以下に要約する。

(1) 異常同定システムのチューニング

Step1-1：学習用データより観測量を抽出

Step1-2：異常同定エージェントの学習を実施

Step1-3：各エージェントの異常同定性能を確認

Step1-4：Step1-3 で異常同定性能を有すると判断されたエージェントのみに基づき、合意形成ルールを学習により設定

(2) 異常同定システムの評価試験

Step2-1：検証用データより観測量を抽出

Step2-2：異常同定エージェントを適用

Step2-3：Step1-3 で異常同定性能を有すると判断されたエージェントのみに、ファジィ合意形成機構を適用

ここで、「あるエージェントが対象とする異常事象の同定に成功した」とは、「最大出力値を持つ出力ユニットに対応する異常事象と、対象とする異常事象とが一致した」時と定義する。これを踏まえ、Step1-3において「異常同定性能を有する」とは、「異常同定に成功しており、かつ対象とする異常事象に対応した出力ユニットの値が“0.8”以上である」と定めた。この定義法はある程度主観的で規定に任意性があるが、合意形成機構の詳細な検討は、本研究における目的の範囲を外れることから今後の課題とする。

6. システムの検証

6-1 異常同定の的確性

Step1-2とStep2-2において、各エージェントごとに「異常の同定に成功」と評価された異常事象の総数を Fig. 6-1 に示す。この図では各フェーズ（学習時、ゆらぎ 1%, 2%, 5%）における結果を重ね合わせた形で表現しており、各フェーズに対応する棒グラフの最大値が同定に成功した事象数を示している

（例：エージェント #j, 学習時 33, 1%時 29, 2%時 23, 5%時 3）。どのエージェントも、すべての異常事象を完全に同定することには失敗している。これは個々の観測量定義により得られる情報には内容的な限界があり、異常の推定に利用する症候定義に依存して同定可能となる事象の範囲が限定されていることを意味する。このことは、一面的な症候定義の選択では高い異常同定性能を保持することは困難であることを示す。

また「ゆらぎ」による性能の劣化は、異常同定エージェントにより、言い換えるれば観測量定義により異なることがわかる。学習時に多数の異常事象を同定できていたエージェントがゆらぎにより性能が極端に低下した例も存在し（エージェント #2），耐ノイズ性を十分に確保するように症候を定義することだけでも困難であることが確認された。これらの困難さから、本提案の症候定義の多様化の必要性があらためて確認できた。

ファジィ技法による合意形成の結果を Table 6-1 にまとめるが、合意の結果におけるゆらぎ付加の影響は小さいことが示されている。各エージェントによる誤同定事象数の増加と比較して、システム全体としてのそれが実質的に問題にならない程度に抑えられている。これらの結果から、単一的な観測量定義に基づく症候定義により推定を実施する異常同定システムに対し、本システムにおいて異常同定の的確性が大幅に改善されていることが確認できた。

Table 6-1 : 雑音が混入したデータに対する総合診断性能

雑音 (%)	診断が失敗したケース数
0	—
1	—
2	—
5	2

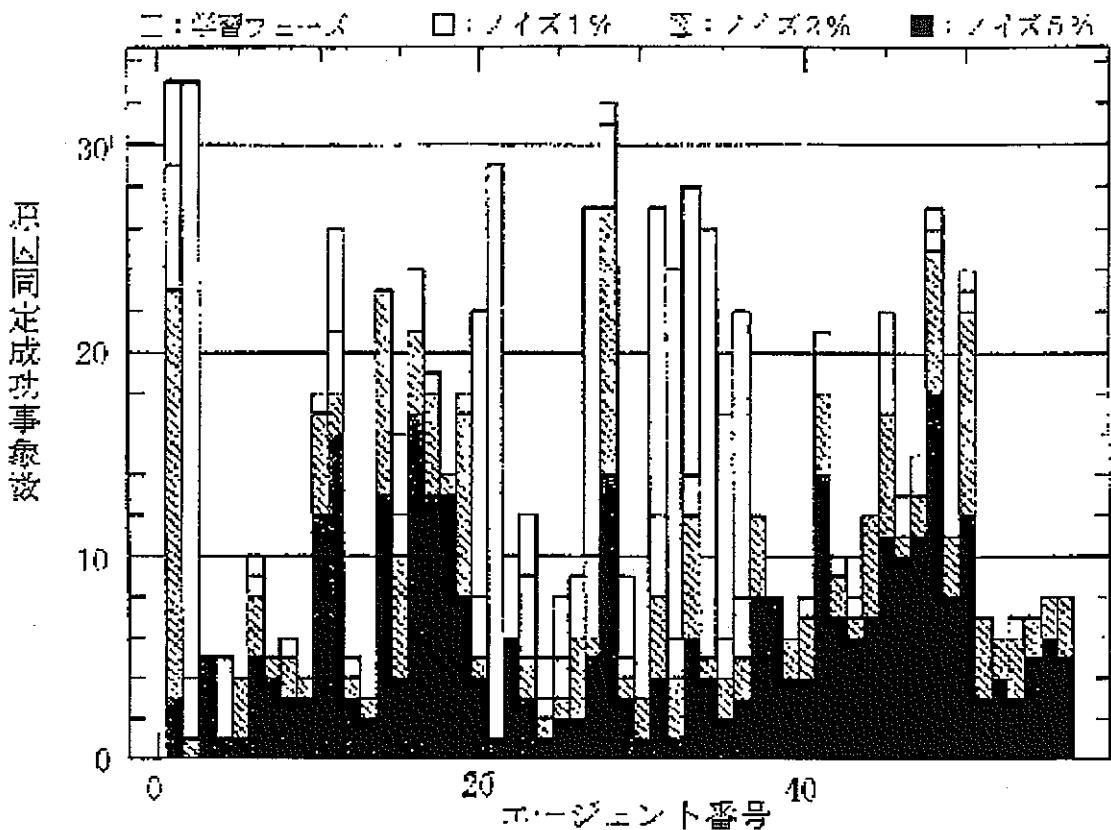


Fig. 6-1 : 各エージェント毎の原因同定成功事象数

6-2 異常同定の確信度

各異常同定エージェントは異なる観測量定義をもとに異常同定を行うことから、各エージェントの出力値が示すパターンは、同一異常に対してもそれぞれ異なる。例として Fig. 6-2 に、2 種類の異常事象における各エージェントの出力パターンをあげた。異常事象 #10, #20 のゆらぎ 0% (ゆらぎなし)においては、それ程度に違いはあるが、推定結果の確信度が高いと推測できる。一方、ゆらぎ 5% 時における結果では、両者共に推定結果の確信度がゆらぎ 0% 時よりも低下していること、さらに異常事象 #10 に比べ異常事象 #20 において、より低下していることがうかがえる。このように各エージェントによる推定結果の確信度は定性的に理解できるが、支援システムとして運転員への提示までを考慮に入れると、確信度の定量的に定義された指標が求められる。

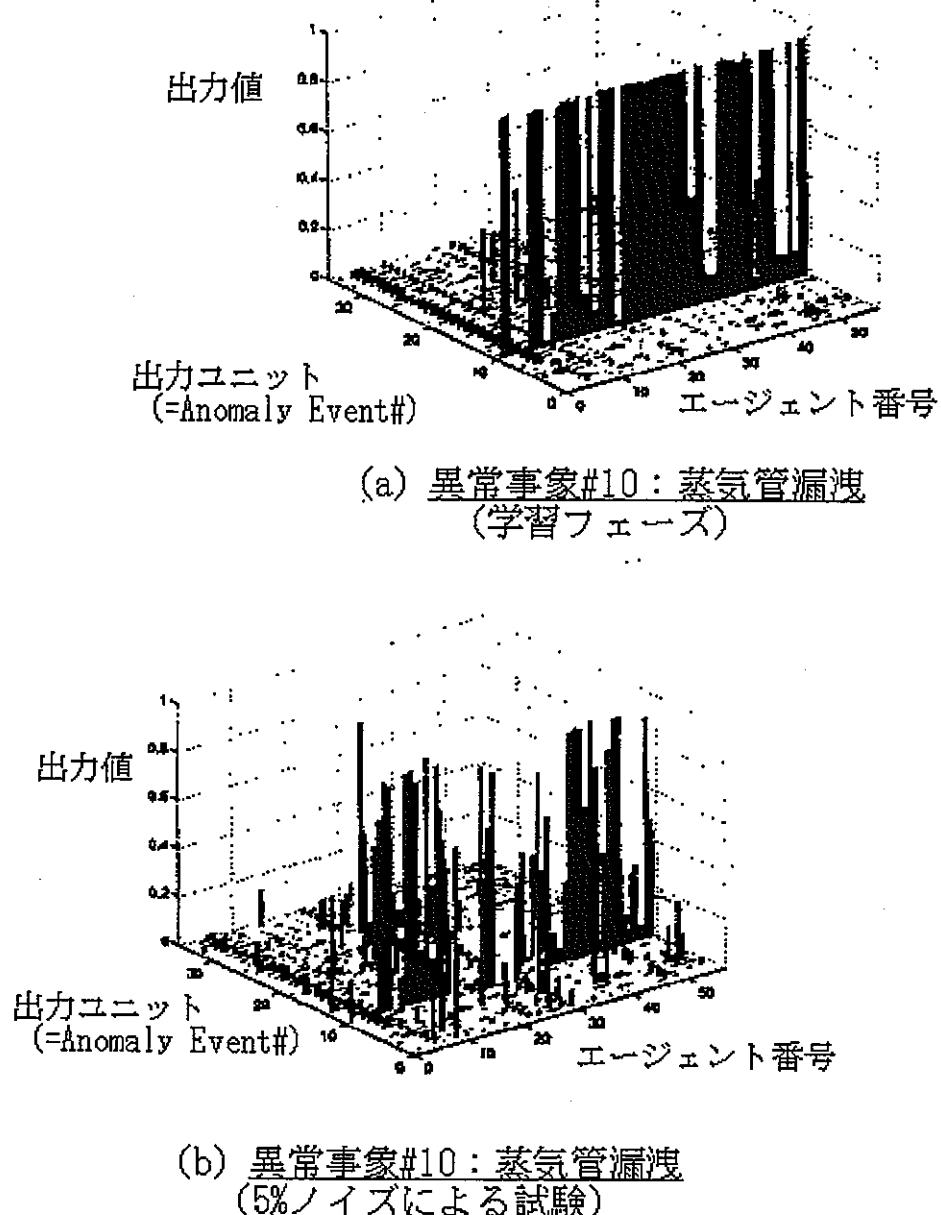
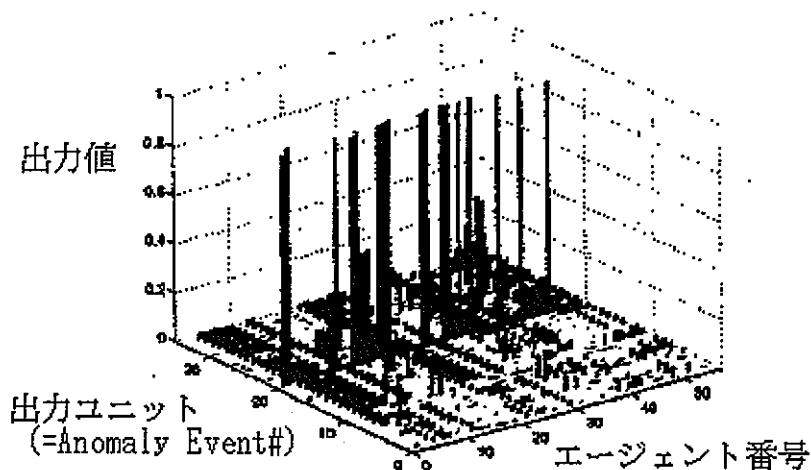
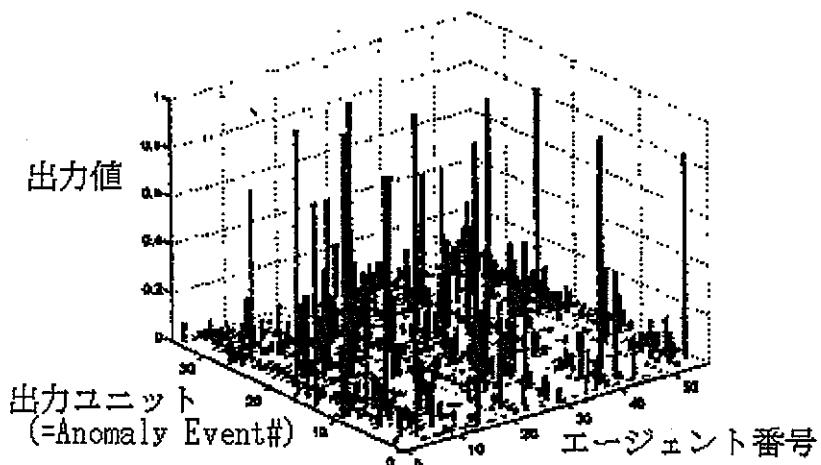


Fig. 6 - 2 : 診断エージェントによる典型的出力パターン (1)



(c) 異常事象#10：給水全喪失
(学習フェーズ)



(d) 異常事象#10：給水全喪失
(5%ノイズによる試験)

Fig. 6-2 : 診断エージェントによる典型的出力パターン (2)

1 例として簡便の方法ではあるが、同定に成功したエージェント数に着目して確信度指標を定義することの可能性について論じる。具体的には、「Step1-3 で確認した異常同定性能を有するエージェント数」に対する「Step2-2 の結果から同定成功と認められたエージェント数」の割合を求め、これを確信度の指標として定義する。これを Fig. 6-3 に示すが、ここでも Fig. 6-1 と

同じ表現法を採用している。他の異常事象に対応する出力ユニットの出力値や、出力値自体の大小をこの指標では考慮に入れていない。したがって、本指標が確信度を完全に示すとはいえないが、近似的には確信度とみなして差し支えないと考える。Fig. 6-3 の結果から、(1) ゆらぎ幅の増大により全体的に確信度が低下すること、(2) 異常事象によりゆらぎの確信度への影響が異なること、が認められた。

(1) については、「各エージェントごとに同定に成功した異常事象数が減少していること」を言い換えているものと捉えられる。また、プラントにおける過渡応答は生起した異常事象によって異なることから、ゆらぎの異常同定への影響も異常事象により異なることが推測される。この異常事象の相異による影響も、(2) に示したようにいえることが確かめられた。よってこのような簡便な方法によっても、確信度を示す有効な指標を定義できることが確認できたと考える。

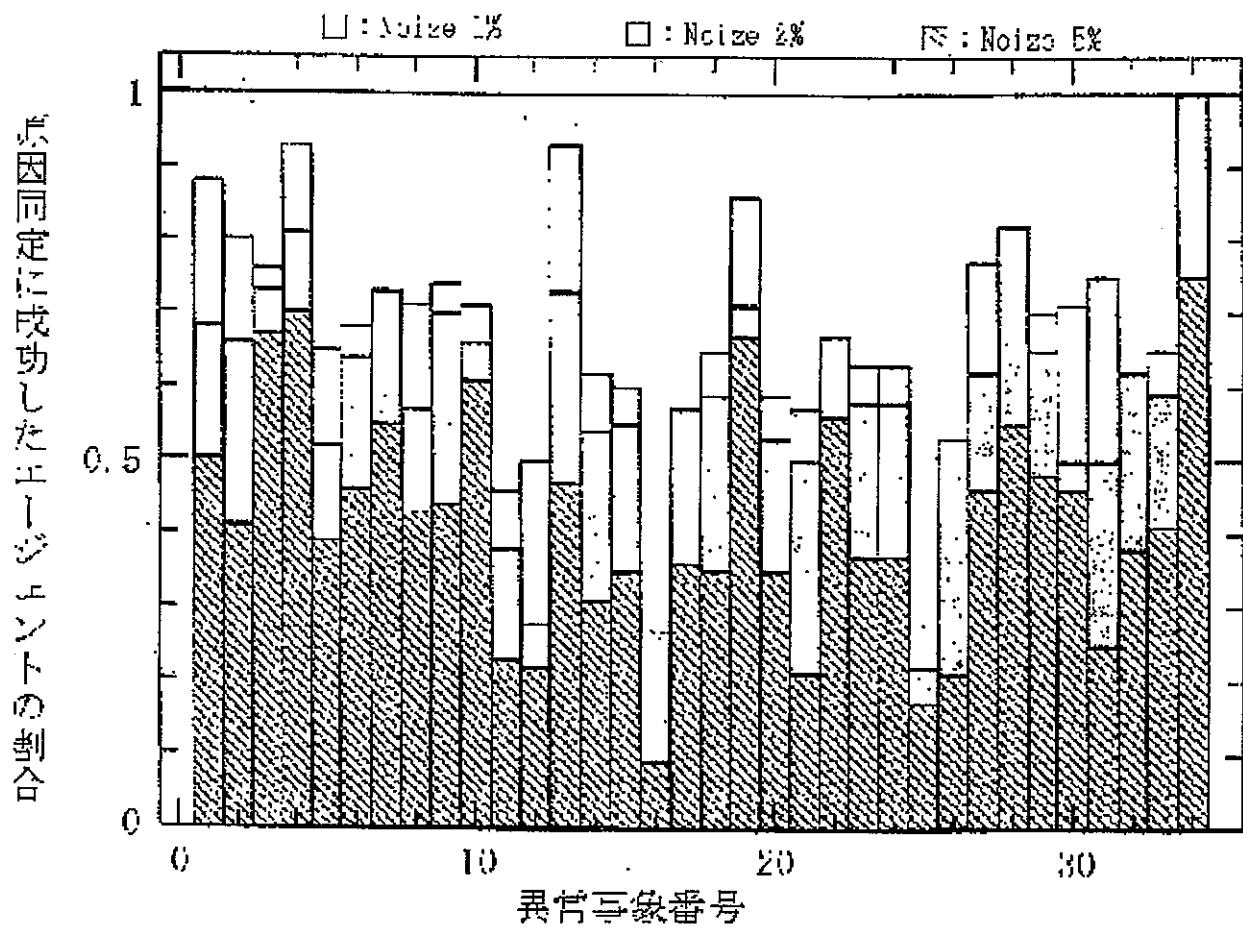


Fig. 6-3 : 異常事象毎の診断に成功したエージェント比率

6-3 異常同定のロバスト性

本研究で提唱するフレームワークでは、Fig. 3-2に示したように、異常同定に先行して異常検出機構が働いていることが前提となっている。この検出機構の本質的な機能は、通常満たさるべき種々の制約条件の一部が満たされていないことを検出することである。そして検出された場合には、別途開発中である信号妥当性検証 (Signal Validation) ルーチン (18) が起動され、着目している異常がセンサー故障に起因するものであるか否かを判別するという方式を想定している。前節までの評価事例で観測信号異常を対象外としたのは、この理由による。しかしながら第2章で述べたように、本提案方式は、信号の欠落や誤りに対してロバスト性を有することをも目標として開発を実施している。以上の立場から、本異常同定システムの信号異常に対するロバスト性を評価するため、信号妥当性検証ルーチンの有無に対応して、以下の2種類の検討を実施した。

試験1：信号妥当性検証なし

検出器に異常が起こり、その出力値の固着 (=0.0) を想定したときの影響評価。

試験2：信号妥当性検証あり

検出器異常発生時、信号妥当性検証手法により別途検出器異常を確認。当該検出器信号を利用してエージェントを全異常事象に対して「異常同定性能なし」とし、異常同定処理を行い、推定結果への影響を評価。

単一の検出器異常の場合の試験1、2に対する結果をTable 6-2に、複数検出器（2および3）異常についての結果の要約をTable 6-3に示す。ここで、2検出器異常については可能な全組合せを、3検出器異常については代表的信号による8組を取り上げた。Table 6-3の要約では、各組合せのうち、同定を誤った事象数の最大数と最小数を示した。表に示されている結果からわかるように、検出器異常による異常同定への影響は軽微に抑えられていることが確認できた。複数検出器異常の場合においても、異常同定性能の大幅な低下は認められない。一方で单一の症候に着目した場合、すなわち個別のエージェントについては、異常同定性能の大幅な低下が生じることが確認されている。この一例としてFig. 6-4に、单一検出器異常による各エージェントの同定結果をまとめた。ここでの対象はゆらぎ幅1%データであり、17検出器異常のうちで成功数が最少のものを、検出器異常なしの時の結果と併せてFig. 6-1と同じ表現法で示した。これらの結果から症候定義の多様化により、検出器故障に対してのシステムのロバスト性が十分に確保されていることが確かめられた。なお試験1、2に対する有意性のある相違は、今回の検証試験では明確には表

れなかった。しかし、より複雑な事例を対象として異常同定を行う際には、信号妥当性検証機構の有無による差異が顕著に現れることも考えられるので、さらに検討を進める計画である。

Table 6-2 : センサー個の故障で診断に失敗した場合の数

(センサー 1 個の故障時に診断が失敗するケースの数)

センサー故障	シグナルバリデーション無			シグナルバリデーション有		
	雑音レベル			雑音レベル		
	1 %	2 %	5 %	1 %	2 %	5 %
冷却材流量 3	—	—	2	—	—	1
冷却材流量偏差 3	—	—	2	—	—	4
加圧器水位変位と水位計出力	—	—	4	—	—	4
加圧器圧力	1	2	3	—	—	4
加圧器減圧ライン温度	—	—	2	—	—	2
ホットレグ 3 温度	—	—	2	1	1	4
コールドレグ 3 温度	—	—	2	—	—	1
平均中性子束	—	—	4	1	1	5
充填流量	1	—	1 1	—	—	2
温度	—	—	2	—	—	4
容積制御タンク温度	—	—	2	—	—	4
蒸気発生器 3 液位	—	—	1	—	—	3
蒸気発生器 3 圧力	—	—	1	—	—	3
給水流量 3	—	—	1 4	—	—	5
蒸気流量 3	—	—	2	—	—	3
電気出力	—	—	2	—	—	4
復水器圧力	—	—	1	—	—	3

Table 6-3 : 故障センサーが 2 個及び 3 個の場合の総合診断性能

(診断に失敗した場合の数の最大／最小値)

2 個及び 3 個のセンサー故障での診断性能のまとめ

(診断に失敗するケース数の最大値と最小値)

雑音 (%)	シグナルバリデーション無				シグナルバリデーション有			
	2 個のセンサー故障		3 個のセンサー故障		2 個のセンサー故障		3 個のセンサー故障	
	最大	最小	最大	最小	最大	最小	最大	最小
1	3	—	1	—	1	—	—	—
2	3	—	1	—	3	—	—	—
5	1 8	1	1 0	2	9	1	4	1

2個及び3個のセンサー故障での診断性能のまとめ

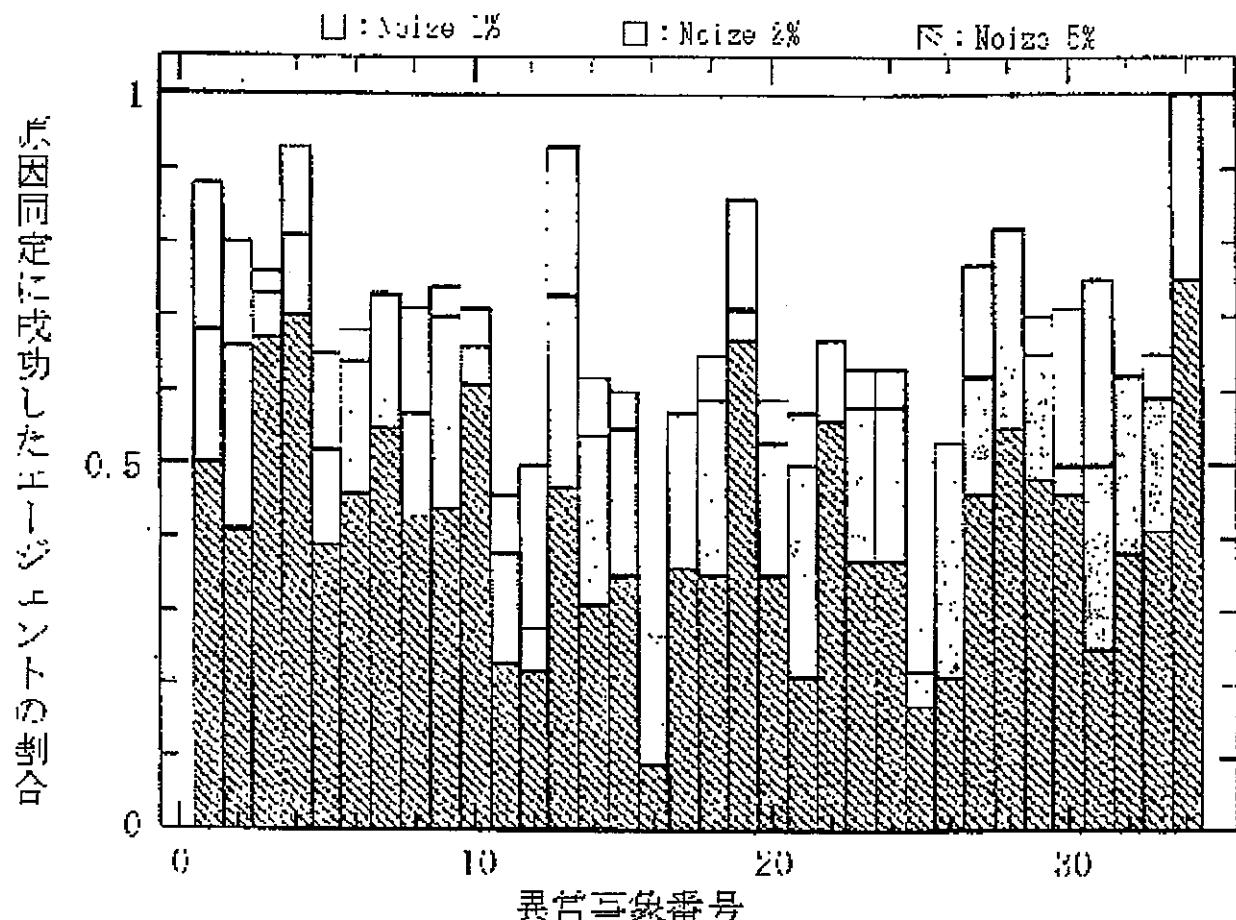


Fig. 6-4 : センサ故障有り/無し各々の場合の各診断エージェントで同定できた異常事象の数

6-4 選択指針および選択評価基準の検証

5章で説明した3つの診断モジュール群に対し、同じ34ケースの異常信号に2%のノイズを加えたデータを適用した結果をTable 6-4に示す。

Table 6-4 : 個別診断、組み合わせ診断、総合診断の成績比較

	個別診断			組み合わせ診断			総合 診断
	空間的 症候	時間的 症候	相関的 症候	空間 - 時間	空間 - 相関	時間 - 相関	
成功したケース数	19	28	30	29	30	32	34

各モジュールないしはそれらの統合化意志決定結果に関する診断の正否は、それぞれで出力された原因同定確信度分布ベクトルの中で最も確信度が高かつた原因が実際の模擬原因に該当するか否かで判定した。この表で明らかなよう

に、各症候に着目した個々のモジュールでは 34 ケースすべてを完全には診断できていない。また、これらモジュールの任意の 2 つの組合せについて“統合化意志決定”を行った場合にも、それぞれ診断の正当数は増加するものの不完全である。これに対して、3 つの診断モジュールすべての間で“統合化意志決定”を行った統合診断結果 $F_{total}(s_0 \rightarrow sh)(h=1, \dots, 34)$ では、すべての異常事象を正しく診断できていることがわかる。情報の多様性の選択指針に従うこと、個々のモジュールによる診断は不完全でも、それらの総合においては能力が互いに補い合い、全体として高い診断性能が得られることが明らかとなつた。

さらに情報の多様性の選択指針に従う上記 3 つの診断モジュール間の同定結果直交性と利用症候直交性を、上記の 2% ノイズを加えた異常信号の適用事例について評価した。SS の診断モジュールおよび TS の診断モジュール、CS の診断モジュールそれぞれが output する原因同定確信度分布ベクトル、 $F_{SS}(s_0 \rightarrow sh)(h=1, \dots, 34)$ $F_{TS}(s_0 \rightarrow sh)(h=1, \dots, 34)$ 、 $F_{CS}(s_0 \rightarrow sh)(h=1, \dots, 34)$ を(9)式に代入し、各組合せに関する同定結果直交性指標 CCX を計算した。

一方、TS の 17 個のニューラルネットおののおのについて、症候指標観測値ベクトル $Y_{tsij}(s_0)$ (ここで、 i はネットの番号、 j は症候指標の番号; $i=1, \dots, 17$; $j=1, \dots, 25$) が存在するが、ネット、すなわち i について症候指標観測値ベクトルの平均値を探り、TS の診断モジュール全体としての代表入力としての症候指標観測値ベクトル $Y_{TSJ}(s_0)(j=1, \dots, 25)$ を求めた。同様に CS の 20 個のニューラルネットおののおのについて、症候指標観測値ベクトル $Y_{csij}(s_0)(i=1, \dots, 20; j=1, \dots, 25)$ が存在するが、1 についてこれらの平均値を探り、CS の診断モジュール全体としての症候指標観測値ベクトル $Y_{csj}(s_0)(j=1, \dots, 25)$ を求めた。SS の診断モジュールについては、その単独の症候指標観測値ベクトル $Y_{ssj}(s_0)(j=1, \dots, 17)$ が代表入力と見なせる。これらを(12)式に代入し、各組合せに関する利用症候直交性指標 CCY を計算した。それらの結果を Table 6-5 に示す。

Table 6-5 評価指標の計算結果

	同定結果直交性 CCX	利用症候直交性 CCY
空間的症候 vs 時間的症候	0. 77	0. 40
空間的症候 vs 相関的症候	0. 70	0. 57
時間的症候 vs 相関的症候	0. 97	0. 44

同定結果直交性については、SS の空間的情報を用いる診断モジュールが、TS の時間的情報や CS の相関的情報によるモジュールとの直交の度合いが比較的高く、補完的関係にあることがわかる。また、時間的情報と相関的情報によるモジュール同士は、同様な診断結果をもたらすことがわかる。利用症候直交性に関しては、何れのモジュール同士も多くの直交性を有し、目的とした“情報の直交性”が効率的に実現されていることがわかる。時間的情報と相関的情報によるモジュール同士は上述の通り補完的ではないが、利用症候が比較的直交しており補強的である。したがって、両者の組合せから得られる統合結果は信憑性が高いと考えられる。以上の検証により得られた知見をまとめると以下のようになる。

- (1) 単一の症候情報では、多くの異常事象を診断することは難しい。
- (2) 複数種類の症候情報を使用することで、診断の範囲およびその信憑性を向上させることができる。
- (3) いずれの手法を用いるにせよ、着目症候の選択組合せには配慮が必要であり、そのための指針、評価基準が得られた。

7. 考察と今後の課題

本報では、大規模システムを対象とした運転支援システムの性能向上を目的として、知的判断における多様性規範を提唱した。これは、支援システムが多種のタスクを行う際に、症候定義と推論方式の多様化を要請するものである。さらにこの規範に基づき、運転員支援における信号処理系のフレームワークを提案した。この方式の基本的有効性を評価するため、本研究ではその第1段階として症候定義の多様化に論点を限定し、原子力プラントにおける異常同定を対象とする検証試験を実施した。これにより、提案した規範および技術の有用性を的確性、確信度情報獲得、ロバスト性の3つの視点から確認している。

異常同定の的確性および検出器異常に対するロバスト性については、单一症候定義に基づく異常同定結果と比較することで、多様性規範の効果を確認することができた。また確信度情報については、簡便な方法であるが、同定に成功したエージェント数に着目することで、確信度の定量的な指標が定義可能であることを確認した。「症候定義における多様性の定量的指標の開発」や「合意形成方式の詳細な検討」等、今後検討すべき技術的課題は残されているが、本報で提案した方式により、運転員支援の高度化さらに知的なマンマシンシステム設計のための効果的なアプローチを提示できたと考える。今後、推論方式の多様化を通じてシステム機能の一層の拡充強化を行い、より広範な事例を対象として、手法の適用性評価を進める計画である。

また、本報では、原子力プラント異常診断システムの現状の問題点であるシステムが導く結論の不十分な信憑性を指摘し、その解決を目的として“情報の直交性”と“方法の直交性”的規範に関する症候抽出および診断手法の選択指針を提唱した。さらにその定性的指針に止まらず、与えられた診断モジュールの組合せに関する2つの一般的かつ体系的な選択評価基準の提唱を行った。さらに、原子力プラントシミュレータを対象とした異常診断システムの適用例を通じ、多様性規範およびそれに関係する選択指針と評価基準が異常診断システムの実用化に向けて、有用であることを確認した。

単一のパラダイムでの問題解決能力は一般的に不十分であり、複数パラダイムの組合せが主流となりつつあるが、アド・ホックな組合せは必ずしも有効な効果を導くとは限らないと思われる。おのおののパラダイムの意味的な違いを十分に考慮した、その意味で合理的な組合せを選定していく必要があると思われる。

本研究において提唱された概念は、原子力基盤クロスオーバー研究中の「原子力用AI技術」研究交流委員会での多くの討論から、貴重な示唆を受けて醸成されたものである。ここに謝意を表す次第である。