

診断における方式の多様化検討
(研究報告)

1999年3月

核燃料サイクル開発機構
大洗工学センター

本資料の全部または一部を複写・複製・転載する場合は、下記にお問い合わせ
してください。

〒319-1194 茨城県那珂郡東海村村松4番地49

核燃料サイクル開発機構

技術展開部 技術協力課

Inquiries about copyright and reproduction should be addressed to:

Technical Cooperation Section,

Technology Management Division,

Japan Nuclear Cycle Development Institute

4-49 Muramatsu, Tokai-mura, Naka-gun, Ibaraki 319-1194,

Japan

© 核燃料サイクル開発機構 (Japan Nuclear Cycle Development Institute)
1999

診断における方式の多様化検討
(研究報告)

須田 一則*、米川 強*、
吉川 信治*、長谷川 信*

要旨

現在、原子力プラントの運転・保守における安全性や信頼性の向上を図るため、様々な研究が行われている。これらの研究の一環として、本研究では既存のプラントにおいて運転員や保守員が果たしていた役割を代替しうる人工知能を用いた知的運転制御システムの概念構築を進めてきた。

特に、異常時における運転員への支援システムとしては、従来からエキスパートシステム等を用いた異常診断モジュールが開発検証されてきたが、異常時の原子力プラントの挙動を完全にモデル化することは不可能のため、異常事象や診断範囲を限定して信頼性を保証するものである。本報告では、複数の診断モジュールで得られた診断結果を情報処理技術を用いて診断の範囲や性能の統合化を図る多様化手法を検討し、その有効性を検証してきた。

診断における方式の多様化の検討課題として、①使用する入力情報の信頼性、②使用するモデル、アルゴリズム及び推論方法の多様性、③相互補完やロバスト性、を挙げることができる。FBRプラントシミュレータを用いて、異なる手法を用いた診断モジュールの試験及び評価を実施し、多様化における有効性を検討した。

その結果、診断モジュール単体では対象範囲の全てを正確に診断できないが、方式の多様化による診断では、検証した全ての異常を正確に診断可能であることを確認した。すなわち、診断を多様化することで想定内の異常事象および一部の想定外の異常事象に対し有効であることを明らかにした。

* 大洗工学センター システム技術開発部 ビーム利用技術開発Gr

Study of methodology diversification in diagnostics

Kazunori SUDA*, Tsuyoshi YONEKAWA*
Shinji YOSHIKAWA*, Makoto HASEGAWA*

Abstract

There are several research activities to enhance safety and reliability of nuclear power plant operation and maintenance. We are developing a concept of an autonomous operation system where the role of operators is replaced with artificial intelligence.

The purpose of the study described in this report is to develop a operator support system in abnormal plant situations. Conventionally, diagnostic modules based on individual methodology such as expert system have been developed and verified. In this report, methodology diversification is considered to integrate diagnostic modules which performance are confirmed using information processing technique.

Technical issues to be considered in diagnostic methodology diversification are; 1)reliability of input data, 2)diversification of knowledge models, algorithms and reasoning schemes, 3)mutual complement and robustness. The diagnostic module utilizing the different approaches defined along with strategy of diversification was evaluated using fast breeder plant simulator.

As a result, we confirmed that any singular diagnostic module can not meet accuracy criteria for the entire set of anomaly events. In contrast with this, we confirmed that every abnormality could be precisely diagnosed by a mutual combination. In other words, legitimacy of approach selected by strategy of diversification was shown, and methodology diversification attained clear efficiency for abnormal diagnosis. It has been also confirmed that the diversified diagnostic system implemented in this study is able to maintain its accuracy even in case that encountered scale of abnormality is different from reference cases embedded in the knowledge base.

* Beam Technology Development Gr, System Engineering Technology Division, OEC

目次

1. 緒言	1
2. 診断における方式の多様化	2
3. 多様化診断システム構成	4
3. 1 シミュレータ	4
3. 2 パターンマッチング診断	5
3. 3 定性診断	5
3. 4 ニューラルネットワーク診断	6
4 診断における多様化検証	9
4. 1 診断結果	9
4. 2 多様化検証1	11
4. 3 多様化検証2	12
5. 情報の統合化手法検討	15
5. 1 複合による情報の統合化	16
5. 2 統合による情報の統合化	17
5. 3 融合による情報の統合化	18
5. 4 連合による情報の統合化	19
6. 結言	20
参考文献	21

表目次

表 1	診断性能評価	1 4
表 2	ロバスト性評価	1 4
表 3	センサフュージョンの分類	1 6

図目次

図 1	多様化の指針	3
図 2	診断モジュールの分類	3
図 3	シミュレータ概略図	4
図 4	診断データの収集	5
図 5	学習および診断の概要	7
図 6	診断アルゴリズム	8
図 7	パターンマッチング診断結果例	1 0
図 8	定性診断結果例	1 1
図 9	ニューラルネットワーク診断結果例	1 1
図 1 0	「複合」による情報統合化手法の処理概念	1 7
図 1 1	「統合」による情報統合化手法の処理概念	1 8
図 1 2	「融合」による情報統合化手法の処理概念	1 9

1. 緒言

原子力プラントの安全性、信頼性向上を目的として、従来、運転制御、点検保守において人間が果たしてきた役割を人工知能及び知的ロボットに極力代替させることを目指した自律型プラントの研究開発⁽¹⁾が行われている。本研究の課題として、従来システムより、一層の信頼性・安全性向上を目指し、その内、異常事象に対する運転員等の意思決定支援や対応操作支援を行うシステム開発を行うことである。通常時の運転支援に関しては、起動時から出力領域までの運転操作の自動化として多くの面で実用化されており、現在ではかなりの割合を占めている。一方、異常時支援においては、過去の事故事例からも分かるように、運転員の負担は過大なものになるため、運転員を支援の必要性は大きい。このため、異常時の支援システムとして、観測信号の妥当性評価、不可欠情報以外の警報の抑制、異常診断等の支援が実施されてきた。しかしながら、これらの支援システムは、適用範囲の狭さと運転員との親和性が保てなかったため、実プラントに実際に適用され効果を発揮しているものは少ない。運転員との親和性については、近年研究が盛んに行われており、運転員の異常時の対応行動等をモデル化する研究および表示技術に関する研究開発が行われている。しかしながら、異常事象における運転員の行動の全てを総合的に支援する技術は、現時点では確立が困難である。従って当面は、上記課題を十分認識した上で、運転員や保守員の要求に即した個々の技術開発及び情報処理技術の開発を行う必要がある。

FBRプラントの場合について考えてみると、定格出力時と停止時の温度差が大きいいため、プラントになんらかの異常が発生してプラントトリップに至る場合に各機器の温度変化を最小にすることが機器の劣化や寿命への影響軽減、さらに財産保護の面からも重要項目になると考えられる。そのため、異常の早期検出、信頼性の高い診断結果の出力及び表示、異常検出後の迅速な意思決定支援を行うことが現場での早期対応操作を可能とするため必要となり、その対応操作支援により出力低下等の負荷変更や制御系のマニュアル操作等を実施することで、プラントトリップの回避並びに熱過渡の緩和が図られると考えられる。また、プラントトリップに至らない微少な異常の場合においても、早期に対応操作を行うことで、運転継続と補修作業の並列作業が可能と考えられ、このような場合には運転を停止して作業を行うのに比べ経済的効果も得られると考えられる。

本報告は、総合的な支援システムを考えた上で、上述した運転員や保守員の行動を考慮した異常診断について具体的検討を行い、複数ある診断システムの出力情報の中で最良なものを診断結果として出力する「方式の多様化」の概念を用いて高速炉の適用性検討を行うこととする。

2. 診断における方式の多様化

運転員や保守員の行動の起点は、一般に、異常の発見からであり、警報が運転員や保守員に異常を知らせる一手段となっている。また、警報発報まで至らない微小なプラントパラメータ値の変化やプラント構成機器の振動・異音などの異常の検出は運転員の視覚や聴覚等による感覚に頼るところが多い。異常検出後の原因同定は、経験と教育訓練により培われた高度な知識を有する当直長を始めとする運転員のチームプレーにより、複数の視点から異常原因の同定や異常波及の予測を行っている。このように、状況を踏まえつつ情報を統合して原因同定を行いプラントを安定な状態に保つよう行動が行われる。本章では、方式の多様化による診断システムを構築するにあたり、その要素技術として運転員の意志決定過程を参考にモデル化した多様化手法の検討を行うこととする。

方式の多様化による診断は、質の高い診断モジュールを複数重ね合わせ相互補完することでプラント全体の診断性能の向上を図るものである。しかしながら、それぞれの診断モジュールが使用する入力信号、知識モデル、アルゴリズムがそれぞれ同じものを使用するのであれば相互の診断手法の補完性は低く、また、入力情報などの共通部分の故障においても信頼性を確保しなければならない。多様性の選択指針は、診断に用いる複数の手法を各診断システム毎に重複しないように開発を行い、図1に示すように入力情報、知識表現、推論方法等の異なる方法を組み合わせ、これらの方法を用いた診断システムを構築し、ロバストな診断系を作り上げることである。上述の選択指針の組み合わせから、診断速度と信頼性の観点から以下の2手法を開発し、個別に評価を実施している。

- ①異常時のプラントの時間的な挙動を予め設定した閾値によって定性化した情報に基づくパターンマッチング診断⁽²⁾
- ②正常時のプラントの挙動を定性情報として記述した知識による定性推論による診断(定性診断)⁽³⁾

両手法を多様化の指針に当てはめると、定性値を入力情報とする診断モジュールであり、診断の出力値は定性的結果である。従って、多様性の指針を評価するために、定量的な診断が可能であるニューラルネットワークを用いた診断手法を採用することとした。

本検討における3手法の位置付けとしては、パターンマッチング診断によるプラント全系の異常兆候の検出および異常原因の絞り込み、定性診断により信頼性の向上を図り、ニューラルネットワーク診断にて精度の高い定量情報の提示を行う。これら3手法を、プラント全体の状態把握、診断にかかる時間、詳細度にて各診断モジュールを分類すると図2に示すようになる。

- ・異なる入力情報
 系統別入力、機器別入力（温度、圧力、流量、開度、制御値）
- ・異なる知識表現
 定性的知識、定量的知識
- ・異なる推論方法
 論理推論、パターンマッチング
- ・異なる深さの知識
 モデルベース、症候ベース

図1 多様化の指針

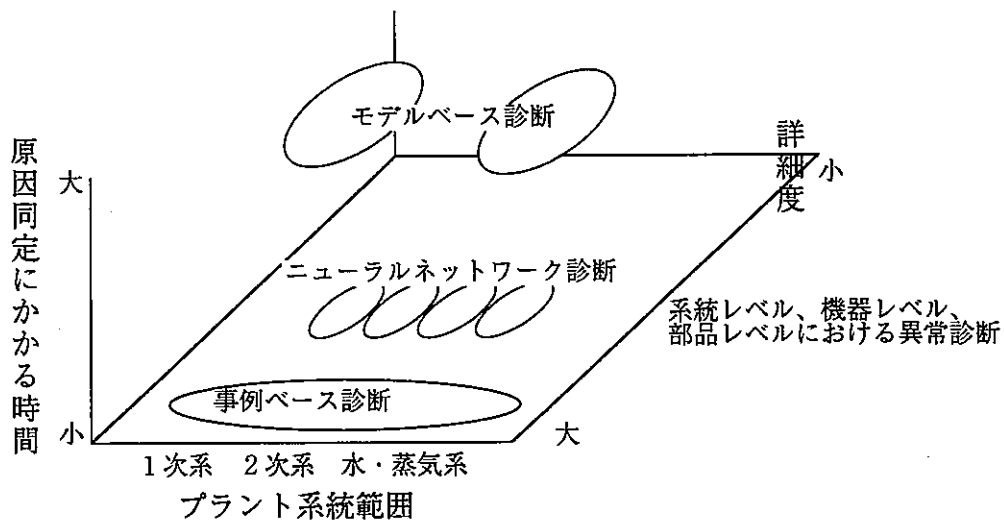


図2 診断モジュールの分類

3. 多様化診断システム構成

異常診断システムの構築には、運転員の経験や知識の利用やプラント設計情報・解析結果の利用、事故時のパラメータの変動等を利用したものが多い。実プラントの故障事例は少なく、従って、各診断モジュールの開発・検証データはシミュレータのデータを使用する。本診断システムでは、自律型プラント研究の一環として開発したビルディングブロック型FBRプラントシミュレータ⁽⁴⁾（以下、シミュレータ）を用いて模擬故障を発生させ、得られたデータを基に各診断モジュールを開発・検証する。

上述した手法のうち、パターンマッチング診断及び定性診断については、既に開発しているので概略を示すこととする。ここでは、シミュレータの概要、ニューラルネットワークの診断モジュールの入力パラメータ、使用する知識モデル、診断アルゴリズムについて検討する。

3. 1 シミュレータ

原子力プラントでは、異常が発生すると多くの計装信号が様々な挙動を示す。ここでは、図3に示すようにもんじゅタイプのシミュレータを対象とし、プラント全系における130点の計装信号を診断モジュールの入力情報として用いることとした。

想定内の異常事象39ケースに対し約10分間（サンプリング周期1秒）シミュレータを動作させ、異常時の各パラメータの挙動データを作成した。

これらのデータを基に、異常時に対する各診断手法の診断知識を構築する。

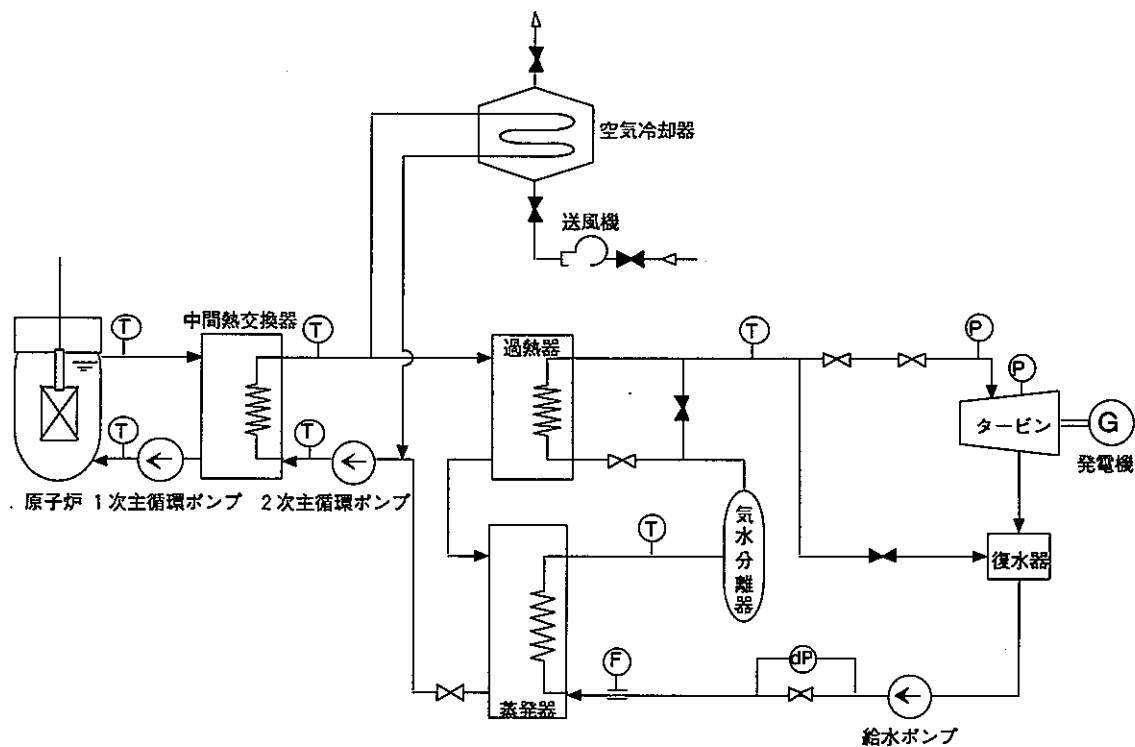


図3 シミュレータ概略図

3. 2 パターンマッチング診断

原子力発電所は、機器の安全上設定されている安全保護系の設定値により、異常時においても安全に運転が停止するよう保護されている。さらに、保護系設定値の他に警報設定値があり、運転員等に知らせることで、原子力プラントは人間と機械による両方の面から多重に防護されている。本診断では、警報や安全保護系で用いた異常の検出手法と同様の検出手法を採用することとした。そして、検出する判定値は異常が発生してからの異常検出の速度がその後の診断速度を左右するため通常の警報設定値よりもさらに安全側に設定した。異常兆候判定値に抵触した場合に出力するデジタル信号を記録するテンプレートは、図4に示すようにプラントパラメータ及び時間毎のデータ列として格納される。原子炉出口Na温度では、異常発生後に温度が上昇し約10秒後に異常判定値に達し、異常が検出される。最初に検出されたパラメータからの経過時間を異常検出毎に各パラメータ毎に記録し、異常事象に対する事例として蓄積しておく。この異常事象毎に作成されたテンプレートと異常時のパラメータ変化により、過去に蓄積した異常事象と発生異常兆候のパターンを比較し、最も一致度が近いものを異常原因とする。

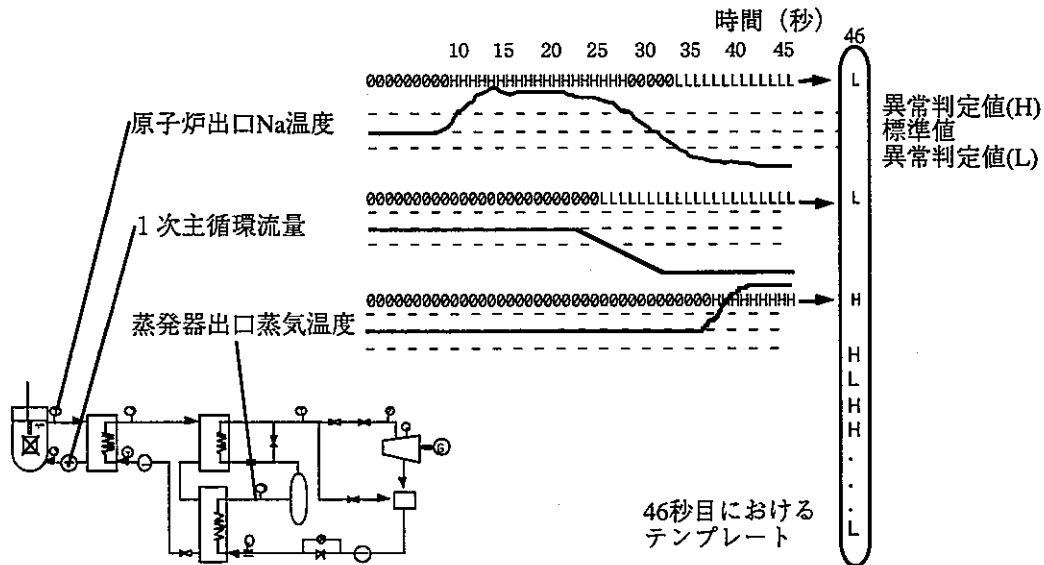


図4 診断データの収集

3. 3 定性診断

パターンマッチング診断と同様に予め定義された設定値に達した時点から診断を開始する。予め構築したプラント機能間の物理因果モデルの因果関係から異常の第一原因を時間的に遡ることで推定する。一般的に知識ベースの診断手法は、入力情報が少ない場合、異常をもたらしている可能性のある物理量の変化、すなわち異常原因仮説を一つに絞り込むことができない。そのため、一般的に可能性のある異常波及経路を全て探索する必要が生じ、探索空間は広大なものとなり、診断に多くの時

間を費やす可能性がある。この問題を回避するため、本診断では、探索戦略の一つとして、単純に因果関係を遡るばかりでなく、探索の過程で推定された異常仮説からの波及を時間的に巡行推論し、観測事象と矛盾する経路は探索候補から除外することで、短時間で探索空間を絞り込むことを可能とした。

3. 4 ニューラルネットワーク診断

ニューラルネットワーク (NN) は動物の脳 (神経系) の情報処理の構造を模したものであり、ユニットと呼ばれる単純な処理を行う処理要素をネットワーク上に結合しあうことによって高度な情報処理を行う技術である。NNの特徴はパターンの記憶であり、ネットワークにパターンを記憶させたい情報を繰り返し入力することにより、しだいにパターン識別能力が形成される。これを一般的に学習と呼ぶ。ネットワークの種類、構造、学習法等から、複雑なパターンの学習が可能であるが、ネットワークの最適な構築論は確立されていない。なお、NNの一般的原理や学習アルゴリズムの詳細は割愛する。

本検討では、シミュレータのデータをもとに、非線形パラメータの学習が可能な誤差逆伝播学習アルゴリズムを使用してNNの学習を実施した。異常の同定法は図5に示すように、シミュレータからNN学習モデルに入力を与え、シミュレータの出力情報とNNの応答を比較することによりプラントに異常が発生したと判断する。以下に、NNの入力パラメータ、学習モデル、診断アルゴリズムを示す。

(1)入力パラメータ

シミュレータより発生するプラントのプロセス量の内、故障の場所および程度に関するものはシミュレータの模擬故障機能により自在に変更が可能であり、同一事象の複数の定量的条件下で発生する異常事象のプロセス量を入力パラメータとしてNNに学習させられる。入力パラメータは一般的には変動範囲で区間 $[0, 1]$ に規格化したり、上述したパターンマッチング診断や定性診断のようにあるしきい値により増加(H)→復帰(0)→減少(L)、またはその逆といった変化パターンに分類したりすることが多いが、本手法では、異常の規模を出力値として定量的なデータを表示するため、規格化する手法は採用しないこととした。

(2)学習モデル

学習モデルは3階層を有するネットワークに対し、誤差逆伝播 (BP) アルゴリズムを使用した。BPアルゴリズムは出力 y_j とNNによる推定値 O_j^m の誤差の2乗和E、

$$E = \sum (O_j^m - y_j)^2$$

を最急降下法により、ニューラルネットワークの結合係数 w を最小に調整するアルゴリズムである。

(3)診断アルゴリズム

入力パラメータとして、シミュレータに異常を発生させた際のプラントパラメータを用いる。各診断モジュールの入力及び出力パラメータはそれぞれFBRプラントの代表的な温度、圧力および流量といった同一のパラメータを使用した。図5

に示すように、想定内の異常事象毎に発生するプラントパラメータをオフラインでNNに学習させておき、その学習結果を用いてオンライン診断を行う。オンライン診断では、パラメータ毎のNNの出力値とプラント状態量を比較し、一致度が高いほどその診断モジュールの確信度が高いことを示す。各異常事象に対応したニューラルネットワーク診断について確信度を比較した結果することで、最も確信度が高い診断モジュールが模擬した異常が異常原因と見なすことができる。さらに、比較の部分については、出力パラメータとシミュレータ出力結果の差をパラメータ数で合計した数値であるが、使用するパラメータは温度、圧力および流量といった単位や大きさが異なることから、規格化した数値にて行うこととした。本手法では、図6に示すように異常時のプラント観測値とNN出力値の差を規格化し、診断モジュール内のパラメータ毎に規格化された値の総和を統合化機構にて比較することで異常事象を判定する。

これらの方式の異なる3つの診断手法を用いて、FBR水・蒸気系へ適用し、診断における多様化を検証する。

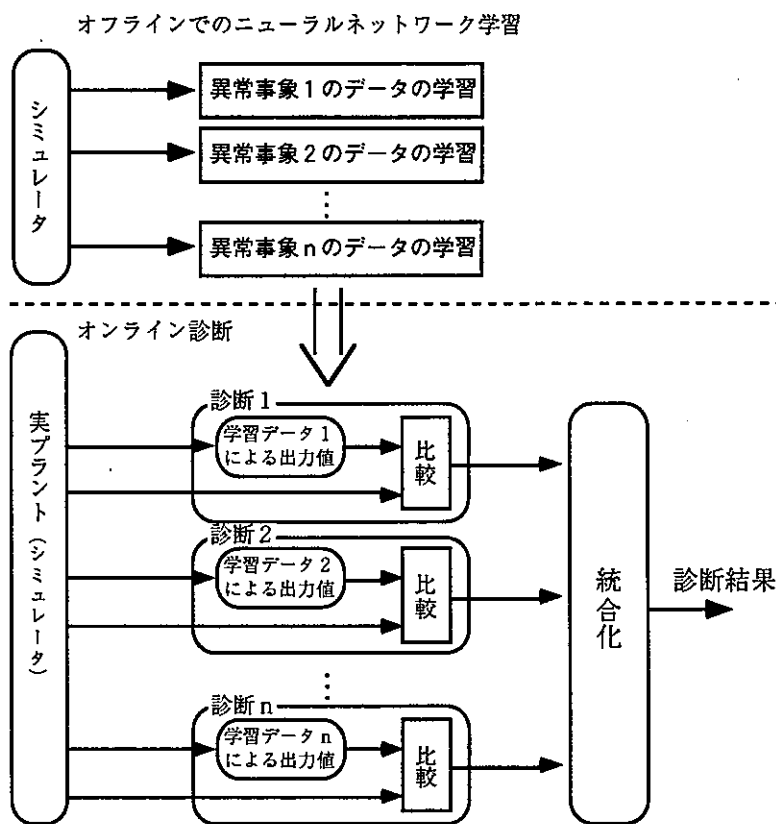


図5 学習および診断の概要

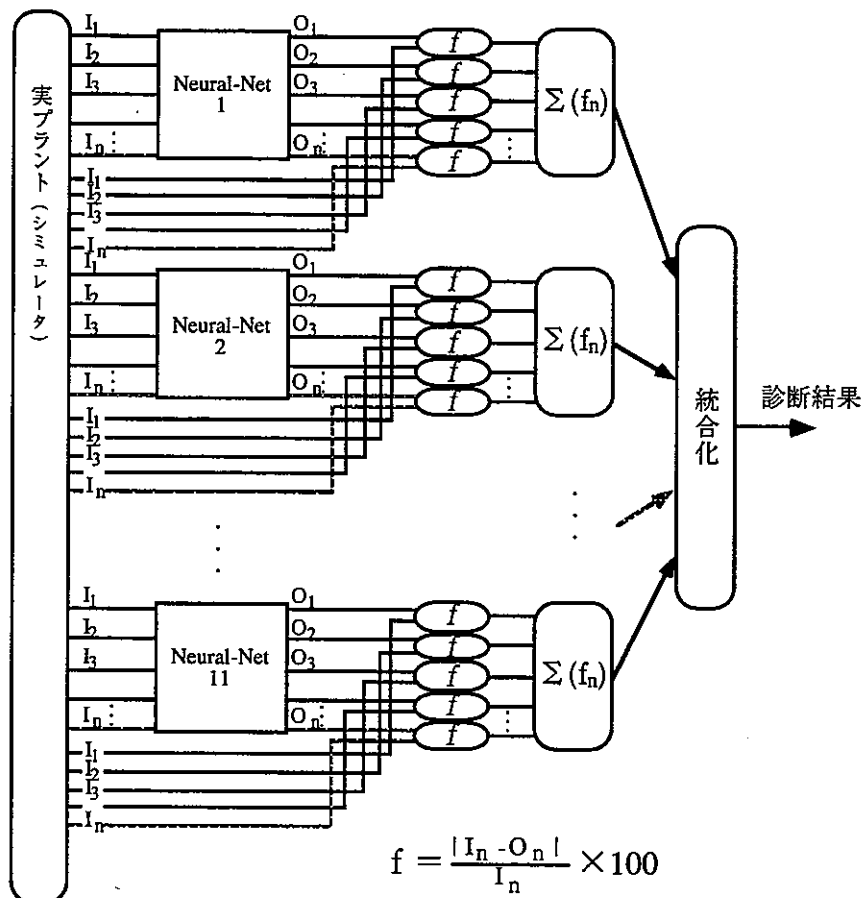


図6 診断アルゴリズム

4. 診断における多様化検証

診断モジュールの評価においては、①プラント全体の状態把握、②診断にかかる時間、③詳細度、④異常の規模が診断システムの内包するモデルと異なる場合のロバスト性が重要な項目となる。開発した診断モジュールを①、②、③の観点からまず検証し、さらに④の観点からの検証を行う。

4. 1 診断結果

シミュレータが模擬する想定内の異常事象計39事象の内、水・蒸気系統を対象に11ケースを3つの診断モジュールに対し試験した結果を表1に示す。各診断における原因同定の判定条件は、パターンマッチング診断及びニューラルネットワーク診断についてはそれぞれ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い原因が実際の異常事象と等しいか否かで判定する。定性診断については、制御系の異常は対応外であるが、制御系の異常による機器の変化を検出することで異常原因を判定する。例えば、給水制御系故障による給水調節弁が開くという制御系異常の場合、給水調節弁の弁開度が通常値に比べ開いていることを定性診断が診断結果として出力することを以て異常原因を同定できたこととする。

想定内の異常事象である給水流量制御系故障（給水流量減少）におけるパターンマッチング診断、定性診断、ニューラルネットワークの診断結果の例を図7、図8、図9に示す。なお、他の異常事象(10ケース)の診断結果は表1に示した。

(1)パターンマッチング診断

図7で示すパターンマッチング診断では、異常検知後の異常診断の時間経過を図中に計12個のグラフで示している。各グラフの左に示す異常検知後の経過時間は最初に異常を検知してからの経過時間を示し、同一時刻に2つの異常を検知した場合にはそれぞれ出力結果を表示することとした。給水流量制御系故障「給水流量減少」の異常事象による例では、異常検知後1秒目で異常原因を2つに限定（図右上）し、異常検知後12秒目で、他の異常事象に対して同事象が最も一致度が高くなり、その後も同事象が観測データとも一致度が大きく、すなわち同事象が異常原因であることを表す。

(2)定性診断

給水調節弁出口流量Aループの異常を検知し、23秒後の給水調節弁低Aループ及び主給水ポンプAを原因同定している。本診断も異常事象発生直後に異常を検知している。

(3)ニューラルネットワーク診断

図9は測定値を用いて各異常事象毎に出力されるニューラルネットワークによる推定値を出力し、測定値の値に対する推定値と測定値の差の割合をニューラルネットワークで用いたパラメータ数で合計した数値をグラフ化したものである。本診断装置で使用した入出力のパラメータは蒸発器、過熱器まわりの温度、圧力、流量、弁開度等の合計21個を用いた。これらのパラメータ毎の測定値と推定値の割合の総和を求め、その合計が小さいニューラルネットワークほど異常原因の可能性が

高いことを示す。異常事象の判定には上述した割合の合計値が一定値以下（5%）かつ最小値を異常原因とした。図9では、グラフ中の9秒目に異常が発生し、その後約5秒目頃に異常原因を4つに絞り込み、異常の検知後約30秒過ぎに給水流量制御系故障（給水流量減少）の異常を同定している。

給水流量制御系故障（給水流量減少）では、全診断モジュールとも異常発生直後に異常を検知し、それぞれが持つ知識ベースにより早期に原因を同定していることが示された。また、給水流量制御系故障以外の異常事象についても同様に早期に異常を検知し、原因同定が行われていることを確認した。よって、個々の診断モジュールは、上述した診断にかかる時間について、有効な手法と言える。

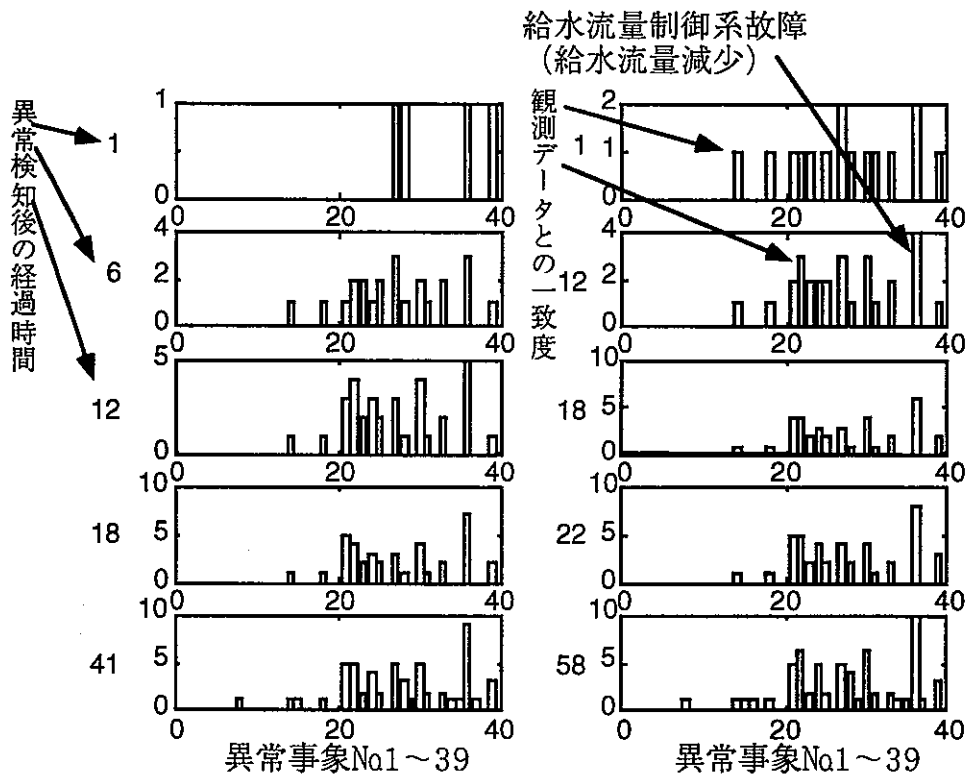


図7 パターンマッチング診断結果例

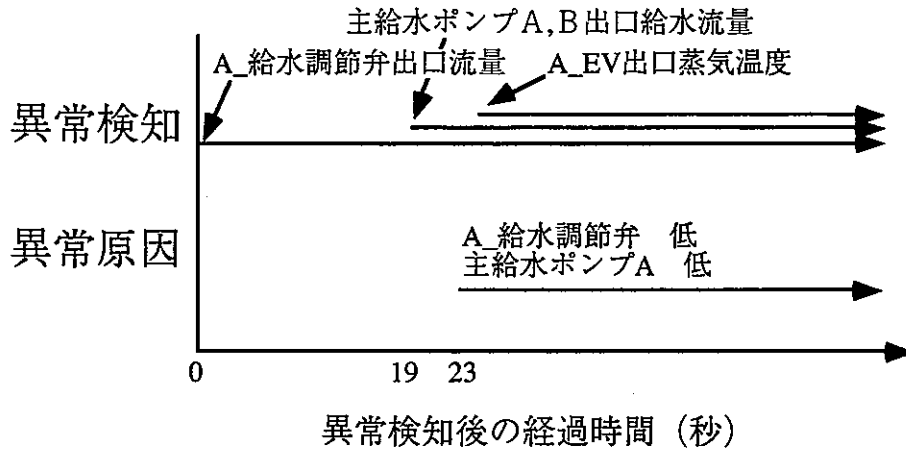


図8 定性診断結果例

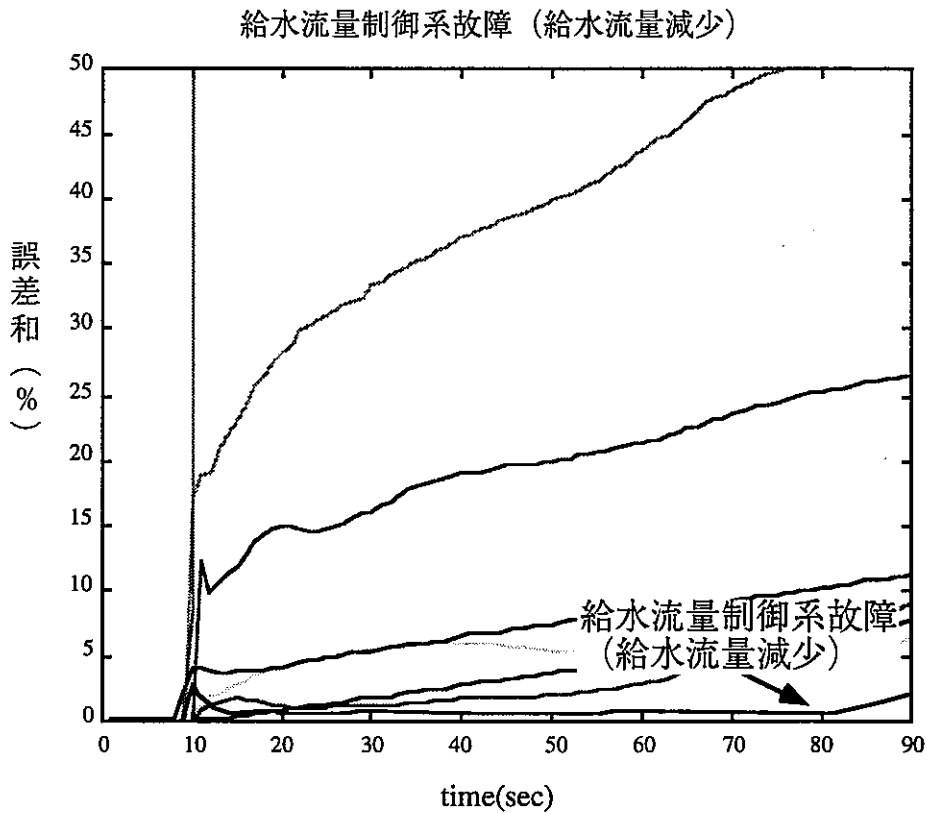


図9 ニューラルネットワーク診断結果例

4.2 多様化検証1

本手法で検討した各診断モジュールについては、上述の①～④の機能を部分的に
 所有し、それぞれが出力する診断結果が、互いに補完し合うかを検証する必要がある。
 パターンマッチング診断においては、プラント全系の39の異常事象の知識モデ

ルを有し、定性診断及びニューラルネットワーク診断は系統毎の知識モデルを有することとして開発を実施してきた。なぜなら、定性診断においては内包するプラントの物理モデルと診断結果における詳細さの関係は比例関係に相当し、詳細な診断を行うためにはプラントの配管や機器のモデルが必要になり、診断における時間が大きくなるためである。ニューラルネットワーク診断においては、プラントの挙動を学習させる場合に入力パラメータの数が多くなるほど学習にかかる時間が増大し、学習の効率も悪くなる傾向が試験により得られたからである。

もんじゅの水・蒸気系を対象として、想定内の異常事象について検証試験した結果、診断モジュールを組み合わせて評価した場合では、全ての異常事象を正しく診断できており、多様化の考え方により選択した手法は互いに補完することが確認され、本手法が異常診断に対し高い診断性能を有することが明らかになった。しかし、単体の試験結果は全ての異常事象について満足するものではなく、各項目について以下の改良が必要となることが明らかになった。

(1)パターンマッチング診断

異常検出数が少ない場合、他の異常との差別化が図られない。

(2)定性診断

補助系統等の詳細なモデル化を行っていないため、モデル化されていない場所の異常事象に関しては、結果的に誤った解答を出力した。

(3)ニューラルネットワーク診断

学習時間が少ない場合、異常事象により出力されるパラメータをニューラルネットワークが模擬する精度が悪く、その学習モデルを使用して診断を行ったことに起因すると考えられる。

4. 3 多様化検証 2

第4章で示した④ロバスト性について検証する。プラントに異常が発生した場合、そのプラントの挙動は想定した異常と全く同じであるとは考えられない。たとえ、異常原因が同じだとしても異常事象を学習した時に参照（リファレンス）した異常の規模と異なることが考えられる。多様化の考え方には、正常時のデータを基に構築する診断モジュールと異常時のデータを基に構築する診断モジュールとがあり、パターンマッチング診断及びニューラルネットワーク診断は後者となる。従って、異常の規模に応じて診断性能の低下が考えられる。3つの診断モジュールに対し、リファレンスの異常事象の規模と異なる2例の結果を表2に示す。パターンマッチングではリファレンスデータと異常事象のデータの差が大きいほど確信度が低くなり、誤診断する傾向が分かる。しかしながら、給水流量減少の規模を大きくした異常事象に対し、給水ポンプトリップとの診断結果であり、診断結果は安全側の誤診断である。それに比べ、定性診断及びニューラルネットワーク診断は大きさとは無関係に異常原因を正しく同定した。ここで、ニューラルネットワーク診断で原因同定が可能なのは、予め同一異常事象に対し、複数の規模の異なる異常事象のデータを学習させておいたためであり、ニューラルネットワークの内挿機能によるものである。

しかしながら、内挿機能の信頼性においては十分検証する必要がある。このように、ニューラルネットワークを用いた異常診断は学習データの与え方により、プラントの微少な異常の同定からプラント全体の大局的な異常の同定を行うことが可能であるが、学習していない未知のデータに対して、診断の信頼性は保てない。また、定性診断は、正常時のプラントの挙動を診断知識として異常診断に使用するため、異常の規模による誤診断の可能性は低いと考えられる。従って、実際のプラントに適応を考えた場合には、方式の多様化の想定外の異常事象に対する適用性は高いと考える。

表1 診断性能評価

		診断結果		
	マルファンクションリスト	事例ベース診断	知識ベース診断	ニューラルネットワーク診断
No.1	蒸発器出口温度制御系故障 (流量増大)	○	○	○
No.2	蒸発器出口温度制御系故障 (流量減少)	○	○	○
No.3	蒸気発生器回りの弁故障 (蒸発器バイパス管の弁)	○		○
No.4	蒸気発生器回りの弁故障 (蒸発器入口放出弁)	○	○	
No.5	蒸気発生器回りの弁故障 (気水分離器ドレン弁)	○		
No.6	蒸気発生器回りの弁故障 (過熱器バイパス弁)		○	○
No.7	給水流量制御系故障による 給水ポンプ回転数 (増大)	○	○	○
No.8	給水流量制御系故障による 給水ポンプ回転数 (減少)	○	○	○
No.9	給水流量制御系故障 (給水流量増大)	○		○
No.10	給水流量制御系故障 (給水流量減少)	○	○	○
No.11	給水加熱喪失 (蒸気管各種弁誤開)	○		○

○ : 異常事象に対し、各診断が原因同定が可能な場合

□ : 定性診断において診断知識を持たない異常事象

表2 ロバスト性評価

試験 給水流量制御系故障 (給水流量減少)

変化量	方式	パターンマッチング診断	定性診断	ニューラルネットワーク診断
○0.6 (3分後トリップ)		給水流量制御系故障	給水調節弁 低 主給水ポンプA 低	給水流量制御系故障
0.4 (1分後トリップ)		タービントリップ	給水調節弁 低 主給水ポンプA 低	給水流量制御系故障
0.2 (20秒後トリップ)		主給水ポンプ軸固着	給水調節弁 低 主給水ポンプA 低	給水流量制御系故障

変化量：給水調節弁の弁開度を示す。(通常の弁開度約0.7)

() : 括弧内は異常発生から安全保護系により炉停止に至るまでの時間

○ : パターンマッチング診断において使用した事例データを示す。

5. 情報の統合化手法検討

診断における情報の統合化は異なる手法に基づいて構築された複数の診断サブシステムの診断結果から最も適切な診断結果を導出することを目的として検討する。このような情報の統合化を実現する方式の研究は「センサフュージョン⁽⁵⁾」という課題で研究が進められている。以下に、センサフュージョンの出典からなるセンサフュージョンの定義を示し、診断における方式の多様化における診断結果情報の統合化手法について検討する。

センサフュージョンは、人間の持つ視覚、聴覚、触覚、味覚などの感覚情報から外界や自己の変化を知覚・認識する情報処理の過程を複数のセンサー情報の処理機構として工学的に実現しようとすることである。人間の情報処理の過程は、感覚情報のあいまいさや矛盾、あるいは情報の欠落などがあるにもかかわらず、それぞれの感覚情報を相互に補完・統合したり、また、持ち合わせている知識と照合することにより、外界の変化や物事を正確に認識判断している。複数のセンサー情報の処理過程を工学的に実現するモデルの分類方法として表3に示すように「複合」、「統合」、「融合」、「連合」の4つがあげられる。

1) 複合

「複合」的処理は、複数のセンサーからの情報を並列的または相補的に組み合わせた出力を得る過程を意味する。このような形態はごく基本的なものであり、出力形態の統一化、センサーの集積化、センサーの選択といった問題となる。例えば、0～10kgの量りと10～20kgのレンジをセンサーを組み合わせて0～20kgのレンジを補う処理である。

2) 統合

「複合」的処理に対して、それぞれのセンサーからの情報に演算処理 f を施してまとまった情報を得ようとする場合には「統合」的処理となる。平均処理や温度補償などが良い例で、具体的には0～10kgのセンサーを複数用いて平均をとるとか、目と手の触覚により物の位置を正確に測定するといった処理になる。

3) 融合

融合とは、なんらかの現象や対象に対し、その現象や対象を測定する複数の受容器の個々の出力から、データどうしの処理を行って一つのまとまった知覚表象を得る過程を意味している。例えば両眼融合があり、この場合には、一つの対象を両眼で見たときに、双方の目で得られる情報から対象の3次元象という一つの知覚表象を得る過程をさしている。

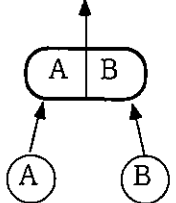
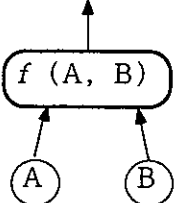
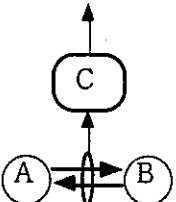
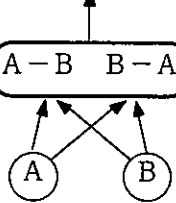
4) 連合

センサー情報に処理を施してなんらかの処理結果を得るという一方向性の処理ばかりではなく、センサー情報間の関係を理解する「連合」的処理も必要である。対象の認識、さらには予測や学習・記憶などが主要な目的となり、相互の関係が予測や記憶と違ってくればそれを異常と認識することもできる。

本報では、4つに分類したセンサフュージョンの形態をもとに、センサーを3手法からなる診断モジュールに、フュージョンを情報の統合化機構として位置づけ検討を行

う。

表3 センサフュージョンの分類⁽⁶⁾

分類	意味	各センサー情報 (A, B) との関係	処理目的
複合	複数個が合わさること	 <p>挿補的、加法的処理 相互関係は言及しない。また独立</p>	単一機能的・局所性の回避、測定レンジの拡大など
統合	支配が形成されること	 <p>乗法的処理 演算処理 f に対する関係として規定</p>	精度・信頼性の向上、処理時間の短縮、故障診断など
融合	緊密に一体となること	 <p>協調・競合的処理 相互の関係から情報を抽出する</p>	両眼融合、視触覚融合 (物体・空間認知) など
連合	関連が形成されること	 <p>連想的処理 相互の関係が抽出される</p>	予測、学習、記憶、モデル形成、異常の検出など

5. 1 複合による情報の統合化

複合による情報統合化手法は、異なる有効範囲の診断手法を相補的に使用し、全体として有効範囲の広い診断を実現する。

最も単純な「複合」診断アルゴリズムは、全く同じ手法で適用範囲が異なる診断手法を集積する形式である。この場合、それぞれの診断システムは、互いに独立して処理が可能で複数の処理系で並列処理が可能である。

複合による情報統合化手法として具備すべき機能は、どの診断手法の結果がその時点で有効か (正しいか) を判断することである。これは、診断系に対する診断処理になり、単純に解決できるものではない。例えば、ある異常が発生した際に、どちらかの処理系の結果が誤っているか、多重故障が発生したと考えられる。異常原因を出した処理系が、全く異なる信号を使用している場合は多重故障の可能性が高く、同じ信号を使用している場合は、誤診断か多重故障かを判定する一般的な方法は考えられず、それぞれの手法に応じた判定手法を設定する必要がある。

例えば、適用条件が明確に定義できかつその適用条件に重複するものがない診断法を複合的に使用する場合、容易に診断結果を複合することができる。

これと異なり、診断手法そのものが有効範囲の判定機能を有している場合は、情報統合化手法は、この自己判定の結果により、適切な診断結果を選択すればよい。

「複合」による情報統合化手法の処理概念を図10に示す。

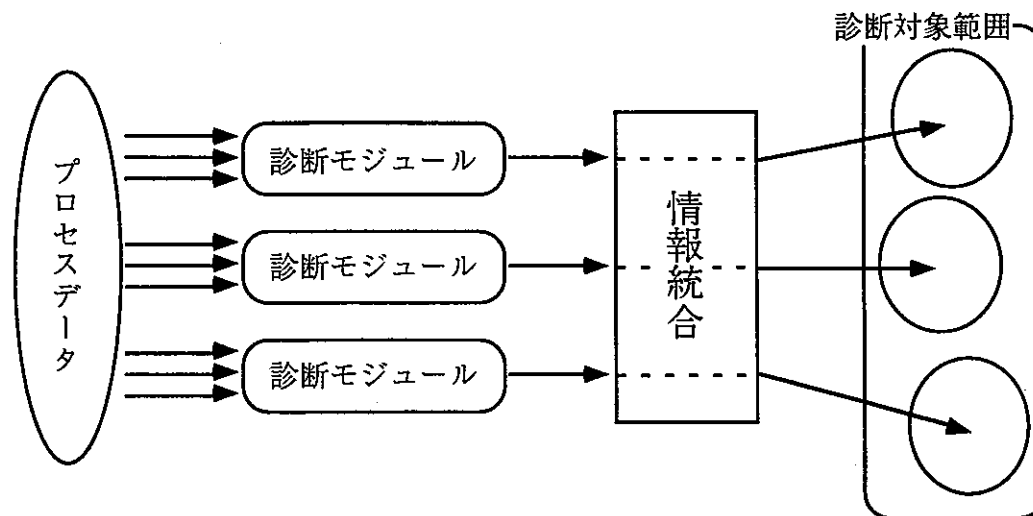


図10 「複合」による情報統合化手法の処理概念

5. 2 統合による情報の統合化

統合による情報統合化手法は、同一あるいは異なる診断アルゴリズム処理を同一の診断対象に対して適用し、単一の診断処理で得られた結果より、質の高い結果を得ることが可能である。ここで、診断における「質」としては、1) 異常機器の同定精度、2) 異常状態規模の推定精度等が挙げられる。いずれにせよ具体的な「統合」のあり方は、継続的に検討する必要がある。

前述した「統合」の例で示した平均温度に相当する異常診断の統合化としては、同一の診断対象に同一の診断アルゴリズムを適用する方法が考えられる。しかし、全く同一の信号を入力として診断を多重化しても、診断アルゴリズムが同一ならば同一の診断結果が得られ、本来の「統合」が目的とする診断精度の向上には結びつかない。従って、同一の対象に対して、異なるアルゴリズムの診断法を適用し、それからの診断結果をなんらかの「統合関数」によりまとめることが、診断における「統合」となる。

アルゴリズムが異なる手法の関数 f の定義を一般化して決定することは難しく、適用する診断アルゴリズムそれぞれに合わせて設計する必要があると考える。

「統合」による情報統合化手法の処理概念を図11に示す。

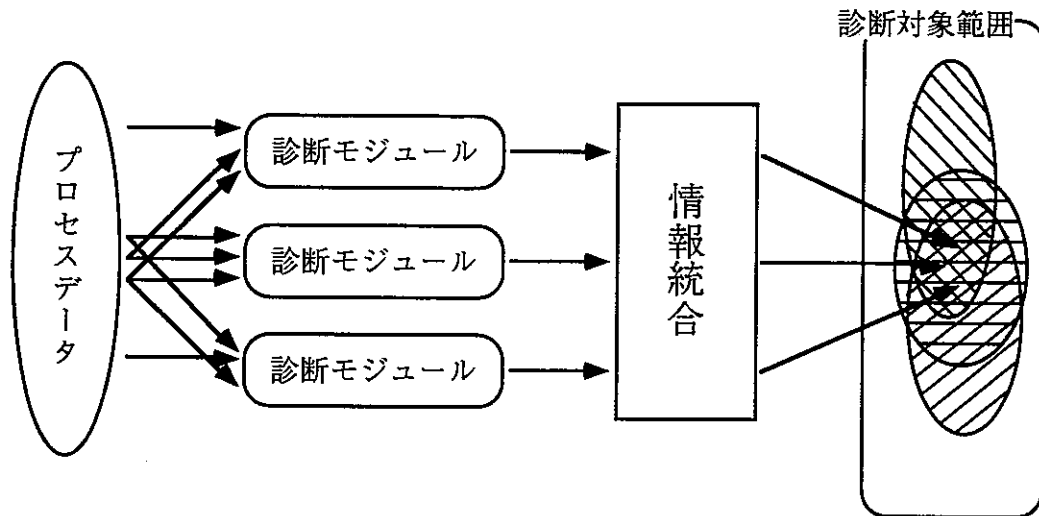


図11 「統合」による情報統合化手法の処理概念

5. 3 融合における情報の統合化

「融合」による情報統合化手法は、診断サブシステムで得られた結果単独では得られない、より高次の診断結果を得るものである。ここで、「高次」とは、相対的な表現なので、診断サブシステムの診断内容のレベルに依存するが、例えば、原因機器だけ出力する診断サブシステムの複数の診断結果から、異常の規模を推定することなどが考えられる。

このような「融合」を実現する方法としては、対象の特徴を抽出した何らかの対象モデルを情報統合化機構が持ち、このモデルによる情報の統合化を診断サブシステムの結果に基づいて行う。

融合に基づく診断手法を実現するための明確な設計指針は今後の実験結果により行うが、次のように多面的モデリングに基づく方法を第1案とする。即ち、融合を行う情報統合機構を有するモデルは、対象に対する多面的なモデルとし、診断サブシステムは、この多面的モデルの単元的モデルのみに基づいた診断を行うものとする。多面的モデル、単元的モデルの具体的な定義は、今後検討する。

本診断サブシステムから考えると定性モデルに基づく診断は、プロセス中心的なアプローチであったが、この診断と、デバイス中心な考え方による診断法に結果とを「融合」することが一例として考えられる。

「融合」による情報統合機構の処理概念を図12に示す。

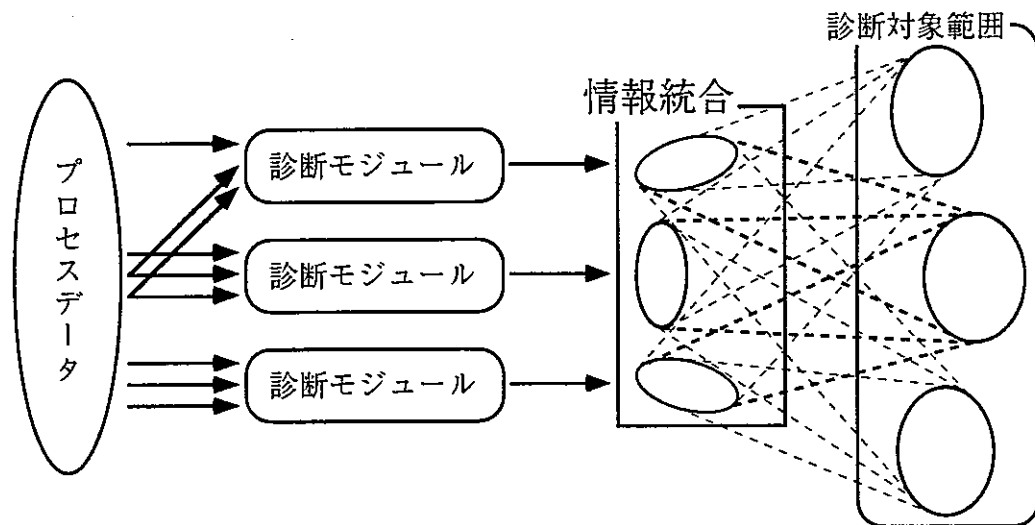


図12 「融合」による情報統合化手法の処理概念

5. 4 連合による情報の統合化

「連合」による情報統合化を実現するには、学習機能を実現する必要がある。学習機能については、診断対象を学習によりデータ化、知識ベース化する必要がある、その手法としてニューラルネットや概念形成手法⁽⁷⁾等があるが、診断における情報統合化機構においては適さないと考える。

6. 結言

異常時の運転員支援を目的として、複数の視点による診断方法をモデル化する方式の多様化手法による診断システムについて検討した。入力情報の多様化や診断範囲・詳細度の多様化、診断アルゴリズムの多様化を行うことで、入力情報等の一部の誤りによる共通要因の故障に伴う診断システム機能の喪失を防止し、診断範囲や詳細度に関してはプラント全系の診断における相互バックアップの可能性を検討した。具体的には、FBRプラントの異常診断システムとして、パターンマッチングによる異常診断モジュール、定性推論による診断モジュール、ニューラルネットワークによる診断モジュールを開発・評価した。試作した診断システムの診断結果は相互に補完し合い、多様性の指針と本手法の原子力プラントへの適用性を確認した。

しかし、これらの診断モジュールの組み合わせにおいても問題解決能力は不十分であり、さらなる診断ジュールを追加して各診断モジュールの得失を整理し、合理的な組み合わせによる診断システムを構築する必要がある。

一方、運転員側への情報の提示方法として、各診断モジュールの結果情報の統合化及びディスプレイ等による情報の提示方法についても十分検討する必要性が考えられ、今後は、合理的な情報の統合手法や適切な情報の提示形態について検討を行う必要がある。

参考文献

- (1) 小澤健二、"知的運転制御システムの開発"、原子力工業、Vol.42-No.5(1996)
- (2) K.Suda, S.Yoshikawa: Diagnostic Methodology Diversification by Annunciation Pattern Recognition, in Proc. AIR&IHAS '97, Wako, Japan, 1997, pp191-199
- (3) A.Saiki, K.Okusa, A.Endou: Development of diagnosis systems of autonomous operation system for nuclear power plants, in Proc. PSAM- II, San Diego, U.S.A, 1994, pp108.1-6
- (4) 須田一則、大草享一、吉川信治、小澤健二、"ビルディングブロック型FBRプラントシミュレータの開発"、原子力学会1995年秋の大会、B 51
- (5) 山崎弘郎、石川正俊、"センサーフュージョン"、コロナ社、pp6-17