

JAERI - M  
93-225

知能ロボットによる原子力施設内巡回点検用  
センシングシステムの概念設計

1993年11月

海老原健一

JAERI-Mレポートは、日本原子力研究所が不定期に公刊している研究報告書です。  
入手の間合わせは、日本原子力研究所技術情報部情報資料課（〒319-11茨城県那珂郡東海村）あて、お申しこしてください。なお、このほかに財団法人原子力弘済会資料センター（〒319-11茨城県那珂郡東海村日本原子力研究所内）で複写による実費頒布をおこなっております。

JAERI-M reports are issued irregularly.

Inquiries about availability of the reports should be addressed to Information Division  
Department of Technical Information, Japan Atomic Energy Research Institute, Tokai-  
mura, Naka-gun, Ibaraki-ken 319-11, Japan.

©Japan Atomic Energy Research Institute, 1993

編集兼発行 日本原子力研究所  
印 刷 いばらき印刷㈱

知能ロボットによる原子力施設内巡回点検用  
センシングシステムの概念設計

日本原子力研究所東海研究所情報システムセンター  
海老原健一

(1993年10月15日受理)

原子力施設内を自律的に移動し、異常を発見し、それを修復するような巡回点検用の知能ロボットを想定した場合、ロボット自身に搭載された各種センサからの情報に基づき、自己位置の確認、多様な環境異常の同定等を行う必要がある。しかし、実用化されつつある巡回点検ロボットでは、限られたセンサからの情報に基づき限られた異常の検出を行っているのが現状である。

そこで、日本原子力研究所では、より高度で多様な巡回点検機能を持った移動ロボットを実現すべく、視覚的、聴覚的、臭覚的及び放射線センサを統合したセンシングシステムの概念設計を行った。本報告書では、センシングシステムのハードウェア構成、センシングデータを処理するソフトウェアの機能について述べる。また、上記の各種センサからのセンシングデータを融合することにより、巡回点検に必要な、より信頼性の高い情報を得ることが可能なセンサフュージョンの概念及びセンサ情報処理のひとつの方法であるニューラルネットワークに関する予備的検討の結果を報告する。

The Conceptual Design of the Sensing System for Patrolling and  
Inspecting a Nuclear Facility by the Intelligent Robot

Ken-ichi EBIHARA

Computing and Information Systems Center  
Tokai Research Establishment  
Japan Atomic Energy Research Institute  
Tokai-mura, Naka-gun, Ibaraki-ken

(Received October 15, 1993)

Supposing that an intelligent robot, instead of a human worker, patrols and inspects nuclear facilities, it is indispensable for such robot to be capable of moving with avoiding obstacles and recognizing various abnormal conditions, carrying out some ordered works based on information from sensors mounted on the robot. The present robots being practically used in nuclear facilities, however, have the limited capability such as identifying a few specific abnormal conditions using data detected by specific sensors on them.

Hence, a conceptual design of a sensor-fusion-based system, which is named 'sensing system', has been performed to collect various kinds of information required for patrol and inspection. This sensing system combines a visual sensor, which consists of a monocular camera and a range finder by the active stereopsis method, an olfactory, acoustic and dose sensors. This report describes the hardware configuration and the software function for processing sensed data. An idea of sensor fusion and the preliminary consideration in respect of applying the neural network to image data processing are also described.

Keywords: Intelligent Robot, Patrol and Inspection in Nuclear Facilities,  
Sensing System, Sensor Fusion, Neural Network

## 目 次

1. はじめに .....	1
2. センシングシステムの概念設計 .....	6
2.1 ハードウェアに関する概念設計 .....	6
2.2 ソフトウェアに関する概念設計 .....	9
3. 知能ロボットにおけるセンサフュージョン .....	12
4. センサ情報処理に対するニューラルネットワークの応用について .....	16
4.1 脳の中のニューロン .....	16
4.2 ニューロンのモデル化 .....	17
4.3 Hopfieldモデル .....	18
4.4 Hopfieldモデルによる画像処理シミュレーション .....	19
5. まとめ .....	29
謝 辞 .....	29
参考文献 .....	31

## Contents

1. Introduction .....	1
2. Conceptual Design of the Sensing System .....	6
2.1 Conceptual Design in Respect of Hardwares of the Sensing System .....	6
2.2 Conceptual Design in Respect of Softwares of the Sensing System .....	9
3. Sensor Fusion in the Intelligent Robot .....	12
4. Application of Neural Network to Processing Detected Data .....	16
4.1 Neuron in the Brain .....	16
4.2 Model of a Neuron .....	17
4.3 Hopfield Model .....	18
4.4 Image Processing using Hopfield Model .....	19
5. Summary and Future Problems .....	29
Acknowledgements .....	29
References .....	31

## 1 はじめに

今日まで、あらゆる分野の人々が、人間が行うことを人間の代わりに行う自動機械やロボットに関心を抱き、それらについて考えてきた。そして、ここ数十年の間に、初めは空想世界の中だけのものであったそれらの自動機械やロボットが、さまざま形で実現し、実際に人間の代わりに人間の行う作業をするようになってきた。このように、人々が、これまで頭の中や机上で考え、実現させようとしてきた人間の代替となるロボットは、全て次の2つに含まれるだろう。

- (1) 人間にとって退屈な作業、または辛い作業を、人間の代わりに正確かつ効率よく行うロボット。
- (2) 人間にとって非常に危険であり、また人間の能力では容易に立ち入れない過酷な環境における作業を、人間の代わりに行うロボット。

これら2つは、人がこれまでに考え、実現化しようとしてきたロボットに関して、その性能やそれを実現化するための技術レベルによって分類したものである。

(1)に含まれるロボットに要求される性能は、人間以上の正確さや持久力を持つことであり、その要求は、(2)に含まれるロボットに対するものと比較して厳しいものではなく、また実現化の上で必要となる技術レベルについても、現状の技術レベルで対処できるものである。そのため、(1)のロボットは、机上のものだけでなく、実現化され、商業ベースで使用されているものも数多く存在する。その代表的なロボットは、産業用ロボットである。

産業用ロボットは、すでに実現化され、商業ベースで使用されており、多くの工場などで見ることができる。例えば、自動車や電化製品の組み立てや塗装作業、精密機器やプリント基盤などの検査作業などを、産業用ロボットが、実際に人間の代替として行っている。産業用ロボットが人間の代替として行っている作業は、繰り返しの作業であり、そのような作業に対して、産業用ロボットが開発、導入されるまで、多くの人的労力が費やされてきた。しかし、産業用ロボットが開発され、実際に工場等に導入されたことにより、人的労力だけでなく、そのような作業に費やされる費用も大きく軽減され、また作業能率も向上するようになった。

このような産業用ロボットとして特に典型的なものは、一ヶ所に固定され、移動機構を持たないマニピュレータ型のロボットである。マニピュレータ型のロボットは、人間のようないくつかの関節がある腕を持ち、その腕は限られた三次元空間内を自由に動くことができる。さらに、そのような腕の先に、物を掴むことができるグリッパを備えたものもある。また、作業内容によっては、カメラや触覚センサを持ち、それらによって操作する対象を確認しながら作業を行うものもある。このようなマニピュレータ型ロボットによる作業は正確かつ効率的であるが、その動作は、機械の組み立てや塗装作業等の繰り返しの一定の作業に対し、あらかじめ入力されたプログラムや事前に人間によって教示された内容に従うものである。

またマニピュレータ型ロボットに加えて典型的な産業用ロボットは、材料や部品また製品などを運搬するための台車型ロボットである。これらの台車型ロボットは、すでに備え付けられているレールに沿って移動するものや、車輪型やクローラ型の移動機構を持ち、あらかじめ設置されたガイドラインを検出し、それを追尾しながら移動するものである。また、そのような台車型ロボットの中には、ガイドライン上の障害物をセンサによって発見し、停止したり、警告を発したりするものもある。

以上に述べたように、基本的に、産業用ロボットは、事前に決められたプログラムやあらかじめ設置されたガイドラインに従った動作のみ行うものである。言い替えれば、最初に定められた一ないし数種類の動作しか行うことができず、新たに別の作業を付け加えたり、決められた範囲以

外の場所への移動を要求した場合、ロボットを制御するプログラムの一部あるいは全部を修正し、また新たなレールやガイドラインを設置しなければならない。さらに、人間が前もって予測できなかった状況が生じ、ロボットにその状況に対応するプログラムを組み込んでいない場合、上記の産業用ロボットのようなロボットは、そのような状況に柔軟かつ適切に対応することができない。つまり、(1)のロボットは、あらかじめ入力されたプログラムやガイドラインに従って行動するだけで、周囲の状況の変化を正確に検出し、その結果から推測したり、判断したりすることをほとんどしない、またそのようにすることを厳しく要求されてもいない。このことは、産業用ロボットを開発するためにそれほど高い技術レベルを必要としないこと、また、それらのロボットが、すでに商業ベースで使用されていることの大きな要因である。

次に、(2)のロボットについて考える。(2)で述べられている人間にとって過酷な環境として、例えば真空の宇宙空間、高圧の深海、高放射線下の原子炉内、高温の火災現場などが挙げられる。生物である人間にとって、このような環境における長時間の作業は、生身のままでは勿論のこと、防護装置に守られていても非常に困難であり、危険を伴い、また人体に対する影響を考えても好ましくないことである。そこで、このような環境における作業を人間の代替として行うことを望まれているロボットが、(2)のロボットである。このような人間にとって過酷な環境において作業を行うロボットは、それらの環境の状態に耐え、正確に作業をする性能を持ち、さらに長時間作業を行うことを要求される。また、上記のような環境は、ロボットのために整備された環境でないため、往々にして、初めから予測できない状況が生じ、そこで作業するロボットはその状況の変化に対し、ある程度柔軟に対処することも要求される。つまり(2)のロボットは、耐環境性、持久性、正確さの面において、人間の能力を遥かに超えた能力を備えていることを要求され、かつ周囲の環境や状況の変化に対する適応性、柔軟性の面において人間に近い能力を持つことが要求される。

このようなロボットの実現化を考えた場合、持久性、正確さについては、(1)に含まれる産業用ロボットに使われた技術を応用して使うことができ、また耐環境性に関しては、ロボットの構造、材質を工夫することによって対処することができるだろう。しかし、ロボットに適応性、柔軟性などの人間に近い能力を持たせることに関しては、容易に解決することが極めて困難な多くの問題がある。そのような問題を含むが、(2)のロボットに対して、特に必要かつ重要な能力は、ロボットの任意位置移動能力と自律的判断能力であり、これら2つの能力を持たないロボットは、上記のような環境に適応し、環境の変化に柔軟に対処することはできない。そして、これら2つの能力を持ったロボットを実現化することは、前もって決められたプログラムやガイドラインに従って行動する産業用ロボットの考え方に基づいた方法では不可能であろう。つまり、産業用ロボットを開発した技術とは異なり、さらに高度なレベルの技術が必要となるはずであり、またそのようなロボットの形態も産業用ロボットのそれと大きく異なるものとなるだろう。そこで、これら2つ能力を兼ね備えたロボットを“知能ロボット”と呼ぶこととする。

日本原子力研究所(以下、原研)情報システムセンターでは、(2)における過酷な環境での作業として、原子力施設内の巡回点検作業を想定し、その作業を人間の代替として行う、任意位置移動能力と自律的判断能力を備えた知能ロボットを実現化することを究極の目的とし、そのために必要となる要素技術の1つであるロボットセンシングに関する研究開発を行っている。ここで過酷な環境内での作業として想定した原子力施設内での巡回点検作業は、高温の環境内で頻繁に行われ、また常に放射線による危険が伴うものである。よって、この作業を人間の代替であるロボットにさせることは、人的労力の削減や作業員の危険からの解放の面から強く望まれていることである。さらに、この作業には、定期的な点検作業に加えて、緊急時の状況確認などの不定期な作業も含まれるため、特に、(2)に含まれる任意位置移動能力及び自律的判断能力を持った知能ロボッ

トが望まれている。

ロボットセンシングの技術は、任意位置移動能力と自律的判断能力を備えたロボット、つまり知能ロボットを実現化するために必要不可欠な要素技術の1つである。なぜなら、ロボットが任意位置に移動するにも、自律的な判断をするにも、まずロボット自身の周囲の状態を知る必要があり、そして、それを知るためには、周囲の環境状態をセンシングする必要があるからである。特に、現在、我々が行っているロボットセンシングの研究は、次の2つを研究の規範としている。1つは、モデルベースドであり、他方は静的センシングである。モデルベースドとは、周囲の状態をセンシングできる機能を備えた知能ロボットが、その作業環境のモデルを持っていること、つまり知能ロボットは既知環境内において作業を行うことである。そのような環境モデルには、その環境の地図、環境に存在する物体の形状や状態の情報などが含まれている。静的センシングとは、知能ロボットが止まった状態でセンシングを行うことである。モデルベースドの規範は、原子力施設が人工的に作られた環境であるため、その地図や機器配置、機器形状等の情報をあらかじめ知ることができることから、我々のロボットセンシングの規範として適当である。そして、すでに具体的な原子力施設環境である原研所有の研究炉 JRR-3 とその一部を模して製作した模擬環境の地図や機器等の情報が、コンピュータ内に施設形状データベースとして整備済みである [3]。また静的センシングの規範は、原子力施設の巡回点検作業が、ある程度決まった場所で行われることが多いことから適当であると言える。しかし、状況によって、知能ロボットは、決められた場所以外へ点検にゆく場合もあり、また機器の破損や障害物などに会す可能性もある。よって、これから研究を進めていく過程でこれらの規範を変更していく必要があると考えている。

一般に、ロボットセンシングの研究には、ハードウェア的側面とソフトウェア的側面がある。ハードウェア的側面は、主に環境の状態を検出する装置そのものであるセンサデバイスについての研究であり、ソフトウェア的側面は、センサデバイスによって検出された環境状態の情報の処理方法に関する研究である。現在、我々のロボットセンシング技術の研究では、後者に重点を置き、センシングデータを計算機によって処理し、原子力施設内の巡回点検作業に必要であるロボットの自己位置同定、物体認識、環境異常認識などを自動的に行うことを目標としている。しかし、センシングデータの処理に重点を置くにしても、処理されるセンシングデータを得るための装置は必要である。そこで、我々のロボットセンシングの研究の一環として知能ロボットに搭載可能な、環境の種々の状態を検出する装置であるセンシングシステムを製作することを計画した。このセンシングシステムは、平成4年度に設計を行い、平成5年度に完成する予定である。

また、原研情報システムセンターでは、ロボットセンシングの研究に先んじて、“人間動作シミュレーション (HASP)” の研究を行っている (Fig. 1.1, Fig. 1.2) [3]。この研究では、コンピュータ内に構築された知能ロボットによる原子力施設内の巡回点検作業をシミュレーションすることにより、原子力プラント内において人間が行う作業の定性的・定量的評価、複雑な人工構造物と人間との役割分担の明確化を行い、高放射線下で人間の代替として作業を行う知能ロボットの設計の技術開発を目指し、必要な要素技術を開発することを目的としている。そして、上記のセンシングシステムによって検出される実際のセンシングデータやそれらの処理方法は、HASP によってセンシングのシミュレーションを行う場合にも有用となるはずである。

そこで、本報告書では、平成4年度に行ったセンシングシステムの概念設計に関し、ハードウェア及びソフトウェア両側面について報告する。まず、第2章では、センシングシステムのハードウェア及びソフトウェアに関する概念設計に関して具体的に述べる。そして、第3章で、センシングデータを処理し、環境の状態を認識、判断するシステムを作るための1つの考え方となるセンサフュージョンについて述べ、第4章では、第3章で述べたセンサフュージョンの考えに基づき、具体的にセンシングデータを処理するシステムとして有望であるニューラルネットワークについて述べる。最後に、第5章において、本報告書のまとめをする。





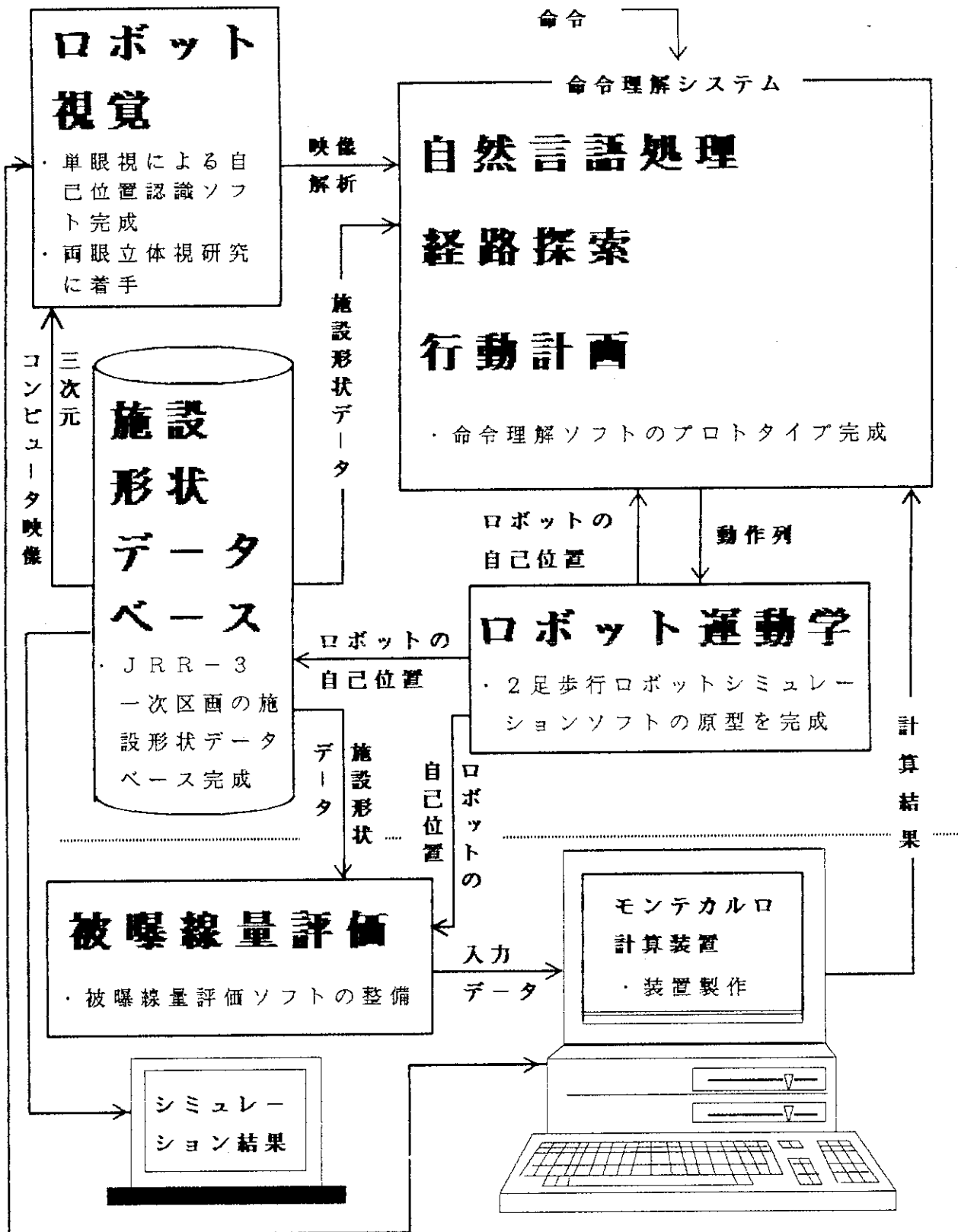


Fig. 1.2 人間動作シミュレーション技術の研究

## 2 センシングシステムの概念設計

第1章で述べたように、人間にとって危険で過酷な環境における作業を人間の代替として行うロボットは、任意位置移動能力と自律的判断能力を持つことが要求される。そのため、そのような能力を備えたロボット、つまり知能ロボットは、周囲の環境の状態を検出する機能を有する必要がある。従って、知能ロボットを実現するためにロボットセンシング技術は必要不可欠な技術であると言える。そこで、原研情報システムセンターでは、人間にとって危険で過酷な環境における作業として原子力施設内における巡回点検作業を想定し、その作業を人間の代替として行う知能ロボットを開発し、実現化することを究極の目的として、ロボットセンシングの研究を行っている。そして、その研究の一環として、知能ロボットに搭載可能なセンシングシステムを開発することを計画した。以下において、そのセンシングシステムのハードウェア及びソフトウェアに関する概念設計について述べる。

### 2.1 ハードウェアに関する概念設計

現在、原研情報システムセンターにおけるロボットセンシングの研究では、知能ロボットが人間の代替として行う作業として、原子力施設内の巡回点検作業を想定している。そこで、原子力施設内における巡回点検作業の実態を把握するために、原研研究炉 JRR-3 及び東海第二発電所において実施されている巡回点検作業の方法や内容について調査を行った。特に、この調査では、周囲の環境状態や異常状態を認識するために、作業員が人間にとってのセンサである感覚器をどのように使っているのかに注目した。その結果、原子力施設内における巡回点検作業には、人間の五感、特に非接触的な感覚である視覚、聴覚、臭覚に依存する点検項目が多いこと、つまり、作業員は、感覚器である目、耳、鼻を頻繁に使い点検作業を行っているということが分かった。例えば、床にできた水たまりを発見することによって、その水たまりの上方の配管からの水漏れを類推し発見すること、回転機器から発生する通常とは違う音を聞くことによって、その回転機器の異常を知ること、また通常とは違うにおいを嗅ぐことによって、どこかで異常が発生しているのではないかと判断することなどである。

よって、これらの調査結果からセンシングシステムで使用するセンサとして、人間の目、耳、鼻によって得られる情報に類似した情報を得ることができる、受動的かつ非接触的なセンサを使うことが望ましいと考えられる。さらに、受動的かつ非接触的なセンサを使用することによって、原子力施設内の環境に対する影響やその環境への依存性がなくなり、センシングシステムの汎用性が増すことにもなる。よって、受動的かつ非接触的なセンサを備えたセンシングシステムは、原子力施設内の任意の場所で行われる点検作業に適したものとなる。また、センシングシステムは、実際に環境内を巡回する移動機構に搭載されることから、実現可能で実用することができ、かつ小型軽量でなくてはならない。以上のことを考慮し、今回の概念設計において、センシングシステムは以下に述べる視覚的センサ、聴覚的センサ、臭覚的センサ、さらに放射線センサを備えることとした。

#### ・視覚的センサ

視覚的センサは、知能ロボットにおいて、人間の目の役割をするため、ある程度任意の方向を向き、周囲の環境を映像としてとらえ、またその環境に存在する物体までの距離を把握できる機能を持つ必要がある。

そこで視覚的センサは、パン、チルトの回転自由度を持つ旋回台に設置されたイメージセンサと距離測定機の2種類のセンサによって構成されるとする。

これまでロボット視覚の多くの研究において、イメージセンサは、ほとんどモノクロカメラが使用されていたが、今回のセンシングシステムの概念設計では、カラー CCD カメラを使うこととした。その理由は、カラーカメラの場合、モノクロカメラに較べて検出される画像から得られる情報量が多いため、視覚による環境の知覚や認識に有利であると思われること、また、人間自身が環境を視覚によって認識する場合、色の情報を有効に使っていると考えられていることである。

距離測定機 [4] については、本来、受動的な手法である立体視を使った距離測定を行うことが最良であると思われる。しかし、立体視を実際のシステムとして使うには、その原理においていくつかの困難があり、実用性の面で使用することができない。そこで、能動的であるが、他の距離測定法より測定が高速であり、かつ安定性がある投光法の中から、レーザー光走査による対応点投影法 [5] を選び、その手法を用いた距離測定機を使うこととした。対応点投影法は、その原理より物体からの反射光を捕らえるカメラを必要とする。そこで、今回のセンシングシステムの概念設計では、視覚的センサにおいて、イメージセンサと距離測定機が同一のカメラを共有するもの考えた。これによりセンシングシステムが軽量化され、それを搭載する知能ロボットの移動機構に対する負荷を軽減することができ、また後に述べるセンサフュージョンの概念に関連した色画像と距離画像を総合的に処理すること [6] が容易となると思われる。

#### ・聴覚的センサ

聴覚的センサは、知能ロボットにおいて、人間の耳の役割をするため、周囲の環境の音を検出する機能を持つ必要がある。

センサによる音波の検出としては超音波を検出するものもあるが、センシングシステムは、原子力施設内を巡回する知能ロボットに搭載し、人間が行う点検作業をそのロボットが行うために必要な情報を検出する必要があるため、聴覚的センサは、人間である作業員が聞くことができる音を検出できることが望ましい。よって、聴覚的センサが検出する音波は可聴音であるとし、その検出器には、指向性を持つ小型軽量のコンデンサマイクロホンを使うこととした。また、このコンデンサマイクロホンもパン、チルトの回転自由度を持つ旋回台に設置されているとした。

#### ・臭覚的センサ

臭覚的センサは、知能ロボットにおいて、人間の鼻の役割をするため、臭覚的センサは、周囲の環境のにおいを検出する機能を持つ必要がある。

臭覚的センサとして考えられるガスセンサは、大気中に散逸する気体を検出対象とし、電場や磁場の変化についての物理的法則を使うより、むしろ、気体の化学的な性質を使って気体を検出している。そのため、電場や磁場の変化を検出する視覚的センサ、聴覚的センサなどの他のセンサと比較して開発が困難であり、実用というより、まだ研究途上にあるものが多い。また、ほとんどのガスセンサは、ある特定の気体だけに反応する個別的なものである [7]。しかし、それでも実用化されているガスセンサはいくつか存在する。そのうち、臭覚的センサのセンサデバイスとして、他の気体から特定の気体を選択する選択性が多少悪いが、感度がよく、応答速度が速く、小型軽量である半導体ガスセンサを使うこととした。さらに、大気中に散逸する気体の分布は、周囲の環境の温度や湿度に大きく依存するので、臭覚的センサの構成として、周囲の環境の温度、湿度を測定する温度センサ、湿度センサも含むこととした。

## ・放射線センサ

上で述べたように、原研情報システムセンターにおけるロボットセンシングの研究では、知能ロボットによる原子力施設内での巡回点検作業を想定している。そして、原子力施設内の巡回点検作業において、作業員は、しばしば放射線を測定する器具を持ち点検作業を行っている。また、HASPの研究でも、当初から人体に対する被曝線量評価のシミュレーションを行っている。そのため、放射線センサは、今回製作するセンシングシステムには必要不可欠なセンサである。そこで、センシングシステムの概念設計では、放射線測定器である電離箱式サーベイメータを使用することとした。

以上が、センシングシステムの概念設計において、センシングシステムが持つこととしたセンサである。次に、これらのセンサを含めたセンシングシステム・ハードウェア全体の構成について述べる。

センシングシステムの概念設計では、実際に原子力施設 (JRR-3) 内や模擬環境内を移動する部分やその移動部分の制御やセンシングデータなどの処理を行う情報処理用計算機などをすべて含んだ全体を知能ロボットの範疇に含めるとする (Fig 2.1)。さらに、センシングシステムのハードウェアは、上述した各々のセンサを含むセンサ部の他に、通信部、前処理部の3つの部分によって構成されるとし、それら各々の構成部分と機能は以下に示すとおりである。

**センサ部** 上述のセンサによって構成される。そのうち、旋回台に設置されている視覚的センサ、聴覚的センサを可動センサとし、臭覚的センサ、放射線センサを固定センサとしている。センサ部は、全て移動機構システムに搭載し使用する。センサ部にセンシングの命令が入力されると、可動センサは命令された方向へ回転し、固定センサはそのままの状態、周囲環境の状態を検出し、その検出データを出力する。このとき、可動センサの旋回台もその回転結果及び鉛直方向に対する旋回台自身の傾きを出力する。

**通信部** センサ部に接続され、移動機構システムに搭載される移動ロボット側通信装置と、情報処理用計算機及び以下で説明する前処理部に接続される地上局通信装置によって構成される。通信部は、センシング命令、センシングデータ、さらに、移動機構システムの制御や応答の信号の送受信を移動ロボットと情報処理用計算機の間で行う。また、使用される状況によって、無線通信、有線通信のいずれかを選択することができる。

**前処理部** 前処理部の大部分は、ソフトウェアによる処理を含むが、その定まった処理内容から、便宜上、ハードウェアの項目として記述する。

画像データ前処理装置、距離データ前処理装置、音響データ前処理装置、臭覚データ前処理装置、放射線データ前処理装置によって構成され、地上局側通信装置と情報処理用計算機の間で接続される。センサ部から出力され、通信部を経て送られてきた、周囲の環境のセンシングデータを情報処理用計算機によって処理できる型に変換し、情報処理用計算機内のファイルとして出力する。それぞれの前処理装置によって出力される量は、以下の通りである。

画像データ前処理装置	検出画像の三原色 (赤、緑、青) それぞれの輝度値
距離データ前処理装置	検出画像内の物体までの各画素における距離値
音響データ前処理装置	検出音の周波数分布
臭覚データ前処理装置	検出気体の成分濃度値
放射線データ前処理装置	放射線の線量当量率

## 2.2 ソフトウェアに関する概念設計

この節では、センシングシステムにおける、検出データを処理するソフトウェアに関して記述する。原子力施設内の巡回点検作業は、異常同定の作業である。つまり、定期的に原子力施設内を巡回し、通常とは違う状態の有無を調べることである。そのため、巡回点検を行う作業員は、通常の状態を資料や記憶の形で保持しており、常に現在点検を行っている環境の状態と比較し、常識的または経験的な知識を使い、違いの有無を判断する必要がある。よって、原研情報システムセンターで開発、実現を目指している原子力施設内を自律的に巡回点検する知能ロボットも、通常の状態に関するデータや判断のために使用する知識を持ち、前節で述べたセンシングシステムのハードウェアによって検出されたデータから得られる情報と通常の状態のデータを比較し、異常の同定を行うはずである。また、知能ロボットが完全な通常の状態のデータをあらかじめ保持しているとするのは、第1章で述べたモデルベースド規範に即している。さらにここで述べる情報処理は、すべて情報処理用計算機内のソフトウェアによってなされる。そこで、視覚的センサ、聴覚的センサ、臭覚的センサ、放射線センサそれぞれによって得られる情報を使い、同定すべき異常の種類、その方法について考察し、これから研究開発が必要なソフトウェアについて検討する。

視覚的センサは、環境状態を撮影した画像データ及びその画像に含まれている物体までの距離データを情報として得る。これらの情報は、巡回点検の際、作業員が視覚的に発見可能な異常状態、具体的には配管からの蒸気漏れ、配管に付着した水滴、機器の形状異常、異常な値を指す計器等を同定するために使われる。この異常同定の処理において使用される通常状態のデータは、主に、第1章で述べた施設形状データベースを使うことになる。しかし、CCDカメラによって撮影された画像と施設形状データから作られた画像を、単に比較することによって異常を同定することは不可能であろう。そこで、撮影された画像から点検対象の特徴を抽出し、それを表すモデルを生成し、さらに、その抽出された特徴のモデルと比較可能なモデルを施設形状データから生成し、それら両モデルを比較し異常を同定することになる。よって視覚的に異常を同定するためには、撮影された画像から特徴を抽出する方法、抽出された特徴や施設形状データからモデルを生成する方法を確立することが必要となる。これらの情報処理過程において、距離データや色に関するデータを有効に利用することになるはずである。また、作業員は、周囲の機器配置や表示を見ることによって現在自分がいる位置を把握していることから、同様に知能ロボットも、視覚的センサによって得られる周囲の機器や特別なマークの見え方に関する情報とあらかじめ保持している環境の地図データから現在いる位置、つまり自己位置を同定することも可能ならずであり、任意位置移動を行うためには可能でなくてはならない。そのため、撮影された画像の情報と環境の地図データから自己位置を同定するための手段が必要となる。

聴覚的センサは、知能ロボットの周囲の可聴音の周波数分布を情報として得る。これらの情報は、巡回点検の際、作業員が聴覚的に発見可能な異常状態、例えば配管からの蒸気噴出音、潤滑油不足やベアリングの異常によって回転機器から発生する異常音等を同定するために使われる。知能ロボットがあらかじめ保持していると考えられる音響データは、環境の各点において測定された通常状態の周波数分布であろう。そして、これらの通常状態の周波数分布と聴覚的センサによ

て得られた周波数分布を比較することにより、異常の有無を決定することとなる。さらに、聴覚的センサに使用されるマイクロホンの指向性を有効に使うことによって、異常音の音源の方向が同定可能となるだろう。また、作業員が経験的に獲得している知識に対応して、通常状態の周波数分布の他に典型的な異常音の周波数分布も音響データとして保持していれば、異常状態の種類も判断できるようになる。このとき、通常状態の周波数分布を測定する環境内の測定点や典型的な異常音の選び方には、多くの調査や議論の余地がある。しかし、何れにしろ可聴音による異常の同定を行うためには、音の周波数分布を比較し、それらの類似性や相違を出力する方法を確立しなければならない。

臭覚的センサは、知能ロボットの周囲の数種の気体成分の濃度値を情報として得る。これらの情報は、巡回点検の際、作業員が臭覚的に発見可能な異常状態、具体的には回転機器中の潤滑油の異常過熱やリード線の焼け焦げによる異臭等を同定するために使われる。巡回点検における臭覚の役割は、異臭を嗅ぐことによってその原因となる異常を同定することより、むしろ異常が発生していることを察知することである。つまり、作業員は異臭を感じるによって、異常の有無を判断するのである。そのことを考慮すると、知能ロボットが保持している臭覚的センサ用のデータは、センサが検出するそれぞれの気体成分の濃度の通常値の上限を表すしきい値の集合となる。そして、半導体ガスセンサによって検出された気体成分の濃度とそれぞれの気体成分に対して保持しているしきい値を比較し、それらのしきい値を超えた場合に何らかの異常があることを認識する。ガスセンサの感度によっては、気体成分の濃度分布を調べることにより、異臭の原因を同定することも可能となる。このとき、知能ロボットは、異臭の気体成分分布とその異臭を発生する原因に関するデータを知識として持つ必要がある。よって、臭覚的センサに関しては、検出された気体成分の濃度がしきい値を超えているかを判断する方法、また気体成分の濃度分布と上記の知識から異臭の原因を同定する方法を確立する必要がある。

放射線の測定は、人間である作業員の場合もセンシングシステムに使われる放射線センサと同様の器具を用いて行われる。そのため、センシングシステムにおける放射線の測定も作業員が巡回点検で行っていること、つまり放射線センサの指示値を調べ、その値が基準値を超えているかどうかを判断することができなくてはならない。よって、知能ロボットは、放射線センサに関する知識として、通常状態の線量当量率の上限に対するしきい値を持ち、検出した線量当量率がその基準値を超えているかを判断する必要がある。

以上において、それぞれのセンサが、個々に為すべき情報処理について述べてきた。しかし、原子力施設内の実際の巡回点検作業において、作業員は個々の感覚器だけを個別的に使い点検作業を行っているのではなく、それぞれの感覚器を協調して使い、それぞれの感覚器からの情報を総合して、異常状態に対する認識や判断を行っている。例えば配管から蒸気が噴出している場合、まず蒸気噴出音を聞き、その音が聞こえる方向を向き、目によって蒸気の噴出状態を認識する。また、回転機器中の潤滑油が異常に過熱した場合、潤滑油の過熱による異臭と回転機器が発する通常とは違う音を聞くことによって、回転機器内部を見ることなしにその異常状態を判断できる。つまり、作業員は、ある感覚器からの情報によって異常の有無や内容を推測し、別の感覚器からの情報によってその異常の内容や状態を確認したり、複数の感覚器からの情報を総合して異常の有無及び内容を認識したりしている。つまり、原子力施設内において知能ロボットが、作業員の代替として知的に巡回点検作業を行うためには、個々のセンサからの情報を個別的に処理するだけでなく、複数のセンサからの情報を総合的に扱い、異常状態の同定等を行う情報処理過程について考えることが必要である。このように複数のセンサから得られる情報を総合的に処理し、単一のセンサから得られる情報とは違った情報やより信頼性の高い情報を得るという概念は、センサ

フュージョンと呼ばれ、最近ロボット工学等の分野において、その重要性・必要性が盛んに論じられている [8]。このセンサフュージョンについては、第 3 章において詳しく述べる。

センサフュージョンの考え方では、複数のセンサから得られた情報が総合的に処理されるので、各々のセンサからの情報を 1 つ 1 つ直列的に処理するのではなく、並列分散的に処理することを考える必要がある。また、人間の脳における情報処理過程でも、それぞれの感覚器から得られた情報は、脳内に張り巡らされた神経細胞網によって並列分散的に処理されていると考えられている。そこで、センサフュージョンの考え方を具体的の実現する 1 つの方法として、実際の脳内の神経細胞網をモデル化し、並列分散的な情報処理に適していると言われているニューラルネットワークが考えられる。よって第 4 章では、このニューラルネットワークの概念について述べ、その内の 1 つのモデルである Hopfield モデルを使った画像処理のシミュレーションについて報告する。

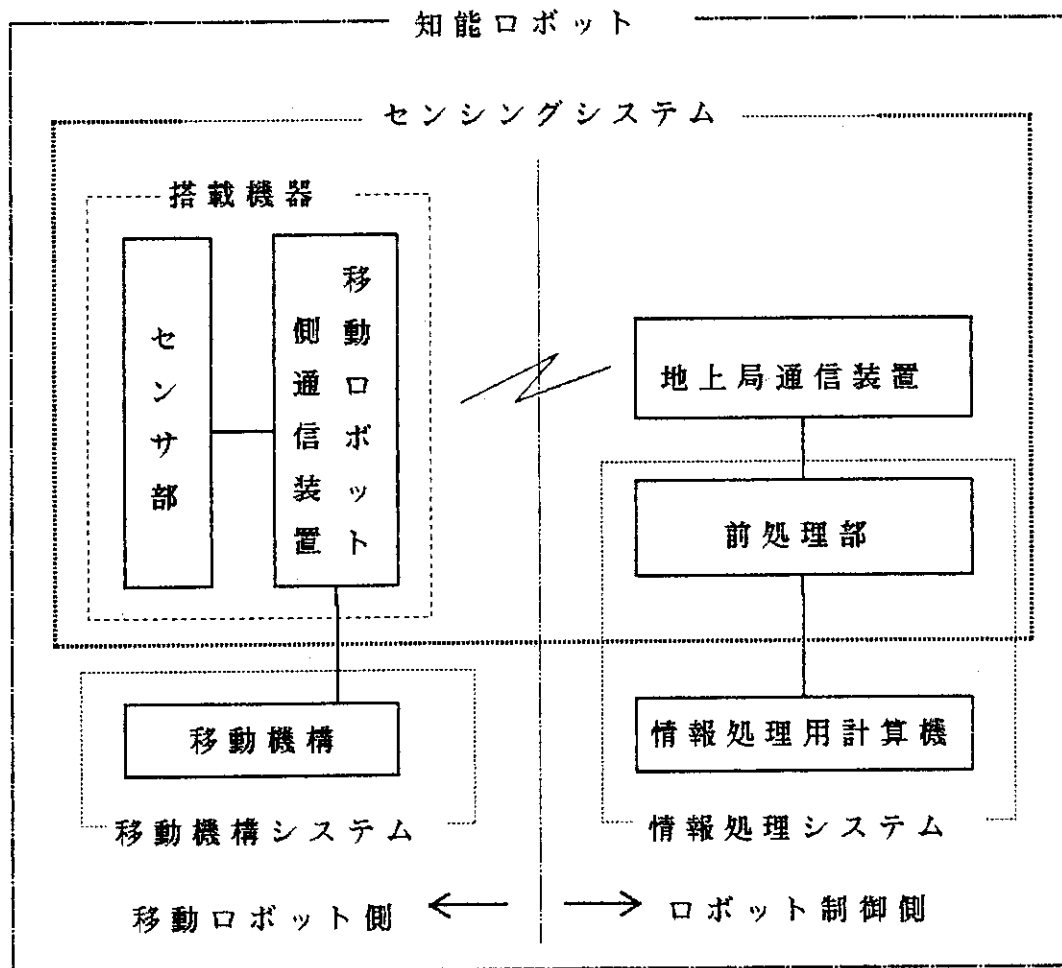


Fig. 2.1 知能ロボット構成図



### 3 知能ロボットにおけるセンサフュージョン

この章では、人間の感覚情報処理がセンサフュージョン [8] の考え方に基づいて行われていると考えられることについて、例を挙げて述べ、そのようなセンサフュージョンの概念を実際のシステムとして構築するための指針になると思われるセンサフュージョンの形態による分類の仕方を紹介する。さらに、原子力施設内において知能ロボットが知的に巡回点検作業を行うために、センシング情報が、センサフュージョンの概念に基づき、如何に処理されるべきかについて検討する。

前章でも述べたように、センサフュージョンとは、複数のセンサから得られたセンシングデータを総合的に処理し、単一のセンサからは得ることのできない一つの状態に対する違った種類の情報や信頼性の高い情報を抽出し、そのような情報をより高度な情報処理である認識や判断に用いるという概念である。このとき、複数のセンサとして、同種、異種、また両方の場合のいずれを想定してもよい。

人間の場合について考えてみると、脳の内部において、このセンサフュージョンの考え方に基づく感覚情報処理を行っていると思われる現象を幾つも発見することができる。例えば、雑踏において人と会話をするとき、人間は、周囲のある程度の雑音に影響されることなく、相手の言葉を聞き取ることができる。しかし、同様な会話を単にテープレコーダなどの録音機器を使って録音し、聞き分けようとしても、周囲の雑音が思った以上に大きく、その録音された音から目的の音を聞き分けることが非常に困難であることが分かる。これは、機械に較べて、人間の聴覚能力が極めて優れていることも1つの理由であるが、しかし、さらに大きな理由は、人間が、言葉を聞くときに話し手の唇の形や動作を見ながら聞くということである。つまり、聴覚からの情報に加えて、視覚からの情報をも使って音を聞き分けているのである。ちなみに、ここで挙げた言葉の聞き取りと唇の形の関係に対する単純で顕著な証拠は、マガーク効果 [9] として知られている。この効果は、人に [ga] を発音する形の唇を見せると同時に、[ba] という音声を聞かせると、その人は、その中間の調音位置を持った [da] の音を知覚するという効果である。

また、別の例として、次のようなことを挙げることもできる [10]。人は、コップをつかむとき、前もってコップの形状にあった手の形を形成する“Pre-shaping”と呼ばれる行動をする。しかし、この“Pre-shaping”は、人が生まれながらに持っているものではなく、学習によって無意識にできるようになるのである。この学習の過程で、人は、初め意識的な探索によって、物を見ながらその物に触れ、その形状や機能を脳に記憶してゆく。そして、その学習が進むにつれ、無意識的に“Pre-shaping”の行動ができるようになると考えられる。つまり、学習の過程において、人は、視覚情報と体性感覚情報(運動感覚、触覚、温覚、痛覚など)の統合を行って、“Pre-shaping”を行うための脳内表現を形成していくのである。

このように、人間は、種々の感覚からの情報を統合的に処理し、認識や判断、また記憶を行っている。つまり、センサフュージョンの考え方に基づいた方法によって感覚情報処理を行っているのである。そこで、一般的に、ロボットが感覚器として持っているセンサを使い、知的に行動しかつ作業を行うためには、センシング情報を総合的に処理するシステムを備えている必要がある。しかし、これまでロボット工学等の分野において、センサを使った多くの研究や実験、またその実用がなされてきたが、いずれの場合も、その状況に応じて個別的に複数のセンサを使った情報処理がなされ、その開発事例が報告されているだけであり、センサフュージョンを1つの研究分野として論じることがほとんどなされていなかった。そのため、センサフュージョンに対して、一般的に確立された研究の枠組みや方法論がなく、必要性の議論や構想段階の抽象論が多く、研究分野としては、まだ初期の段階にあり、将来に多くの課題を残している。そのような状況に

において、抽象的であるが、カタカナで書かれた“センサフュージョン”をその形態によって、“複合”、“統合”、“融合”、“連合”の4つに分類する考え方がある [11]。この考え方は、これから原子力施設内で巡回点検作業を行う知能ロボットが、センシング情報を処理するシステムを開発して行くために参考となると思われるので以下に紹介する (Fig 3.1)。また、以下のようにセンシングデータの処理形態を分類して考えることは、検出されたセンシングデータやそれを処理して得られる情報の階層化について検討するときの指針となる。そして、情報の階層化は、知能ロボット全体のシステム構成やデータの流れ、また知能ロボットの知識の階層化をなす上で、有用な方針を与えることになる。

#### (a) 複合 (multisensor)

“複合”的処理は、複数のセンサからの情報を並列的あるい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、センサの集積化、センサの選択といった問題となり、主としてハードウェアレベルの問題が多い。例えば、0~10 kg と 10~20 kg のレンジのセンサを組み合わせて 0~20 kg のレンジをカバーしたり、距離測定装置とカラーイメージセンサを組み合わせて“カラーの距離画像”を得るといった処理である。

#### (b) 統合 (integration)

“複合”に対して、それぞれのセンサからの情報に Fig 3.1 に示すように演算処理  $f$  を施してまとめた情報を得ようとする場合には“統合”的処理となる。例えば、0~10 kg のセンサをいくつか使い平均をとるとか、視覚センサと触覚センサから対象物の位置を正確に測定するといった処理となる。この関数  $f$  がアプリアリに得られているならばそれほど難しい問題ではないが、 $f$  に関する事前の知識がかけている場合には、その処理方法が問題となる。

#### (c) 融合 (fusion)

センサ情報間あるいはセンサ情報と内部モデルとの間で相互の関係が新たな知覚表象を与える場合には、“融合”的処理となる。この処理は、狭い意味での“fusion”であり、両眼融合とか視覚融合がよい例である。物体認識や空間認知などでこの形態が利用できるが、明確な形で融合の計算構造が記述されている場合は少ない。

#### (d) 連合 (association)

センサ情報に処理を施して何らかの処理を得るという一方向性の処理ばかりでなく、センサ情報間関係を理解する“連合”的処理も必要である。対象の認識、予測、学習や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。

以上がセンサフュージョンをその形態に基づいて分類した考え方の1つであるが、ここで、これら4つの形態に即して、本報告書で述べているセンシングシステム及びそれを備えた知能ロボット全体における情報処理過程について検討する。

まず、センシングシステムが備えている数種類のセンサからそれぞれ異なったセンシングデータを得ることは、“複合”的処理である。特に、距離測定装置によって得られる距離画像とカラー

CCD カメラによって得られるカラー画像から、上述した“カラー距離画像”を得たり、臭覚的センサにおいて、検出する気体の種類に応じて、幾つかの半導体ガスセンサを並べて使ったりすることは、“複合”的処理の典型と考えることができる。“統合”的な処理としては、聴覚的センサ、臭覚的センサ、放射線センサにおいて、それぞれ、いくつかの状態データを一定時間ごとに検出し、それらの得られた複数のデータを時間平均し、音の周波数成分や気体成分濃度や線量当量率を得ることなどが考えられる。“融合”的処理としては、各気体成分の濃度の比からその気体の種類を割り出すこと、画像(カラー画像やカラー距離画像)とロボットの移動機構が備えているエンコーダによって得られるロボットの推定位置のデータとロボットが持っている地図からより正確なロボットの自己位置を算出すること、カラー距離画像から作られる内部モデルと施設形状データベースから作られる内部モデルとを比較し、画像に写っている機器を認識することなどが考えられる。さらに“連合”的処理としては、センシングシステムだけでなく知能ロボット全体のシステムの協調を考えることになる。例えば、聴覚的センサによって得られた各方向の周波数分布から異常音が検出された方向を推測し、その方向にロボット自体または視覚的センサを向け、画像によって異常音を発する物体を確認したり、“融合”的処理においてなされた内部モデルの比較によって異常な形状や状態が認識された場合に、その後のロボットの行動を自律的に判断し、その判断に従って行動することなどである。

以上が、センサフュージョンの分類に基づいて考えられる、知能ロボットにおける情報処理過程である。今後の研究の方針として、特に“融合”的処理、“連合”的処理に重点を置き、研究を進めてゆく予定である。

さらに、これらのセンサフュージョンの考え方に基づく情報処理を計算機上で実行させるためには、センシング情報処理の手段を検討する必要がある。知能ロボットが知的に行動するためには、ロボット内部における情報処理をできる限り速くし、ロボットの作業する速さを人間に近いものにすべきである。そのためには、それぞれのセンシング情報を1つ1つ直列的に処理していたのでは効率が悪い。よって、独立に行える情報処理、例えば、“複合”的、“統合”的処理などは、分散し、並列的に行うことが望まれる。人間の情報処理について考えた場合にも、目、耳、鼻、それぞれによって得られた感覚情報は、脳に到達する間に、ある程度まで個別的に処理され、その後、脳において総合的な処理、つまり上で述べた“融合”的、“連合”的処理がなされ、認識や判断が行われている。また、脳の内部における感覚情報処理も神経細胞によって並列分散的になされている。そこで、現在、並列分散的なセンシング情報処理を実現するための1つの手段として、人間の脳の情報処理過程をモデル化したニューラルネットワークを応用することを考えている。ニューラルネットワークについては、次章において簡単に説明し、さらに、それを施設形状データに基づいて生成された画像に対する画像処理に応用したシミュレーションについて述べる。

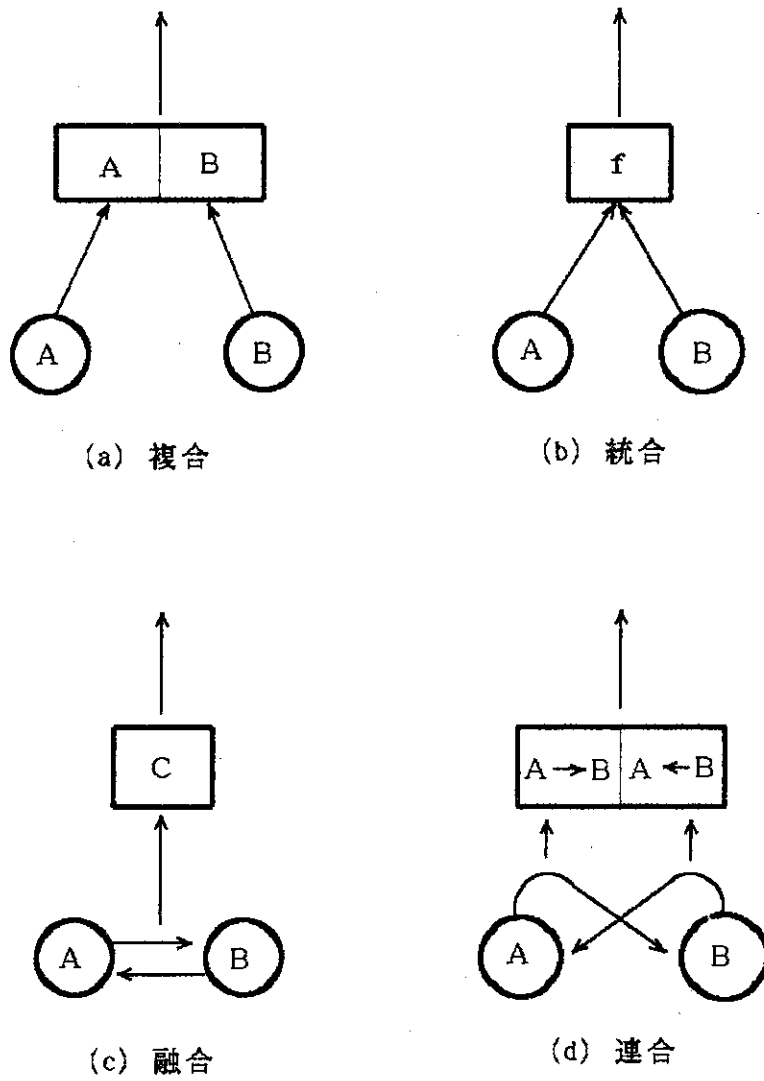


Fig. 3.1 センサフュージョンの分類

## 4 センサ情報処理に対するニューラルネットワークの応用について

前章で述べたように、知能ロボットが、原子力施設内で知的に巡回点検作業を行うためには、センシング情報を高速に処理しなければならない。そのために、複数のセンサによって得られた情報を並列分散的に処理する必要がある。また、知能ロボットが、人間のような、状況に応じた柔軟な認識や判断などの高度な情報処理を行うために、センサフュージョンの考え方に基づいた情報処理の手段を確立する必要もある。このような要求を満たす情報処理システムの1つとして、ニューラルネットワークが考えられる。ニューラルネットワークは、多入力・単出力の情報処理素子を多数結合して構築された情報処理システムであり、同時に入力された複数の情報信号を各々の素子に分散して処理し、その結果に対する、複数の情報信号やまとまった情報を出力するものである。従って、上で述べたセンサ情報の並列分散的な処理に適していると考えられる。さらに、ニューラルネットワークは、その名が示すとおり、人間の脳の中の神経細胞網をモデル化したものであり、また、前章で述べたように、人間が感覚器から得られた情報をセンサフュージョンの考えに基づいて処理していることから、知能ロボットにおけるセンサ情報処理システムとして、ニューラルネットワークは適していると考えられる。

そこで、この章では、人間の神経細胞(ニューロン)について説明し、そのモデル化について述べる[12, 13]。さらに、モデル化されたニューロンを多数結合して構築されたニューラルネットワークの中の1つのモデルであり、脳の連想記憶を模擬していると言われている Hopfield モデルを用いた画像処理について記述する。

### 4.1 脳の中のニューロン

脳の中の神経組織は、多数のニューロンと呼ばれる個々の神経細胞から成り立っている。さらに、個々のニューロンについては、十分な研究がなされ、その形態と機能はよく理解されている。ニューロンの形態は、主に、その生命を維持するとともに脳における情報処理も行っている細胞体、情報入力装置として働く数十の樹状突起、細胞体から長く伸び、その先が10ないし数百に枝分かれをして、情報の出力装置の働きをする軸索の3つの部分によって構成されている。そして、そのニューロンは、軸索の先の各枝についているシナプスを介して他のニューロンとつながり、脳の神経組織を形成している。

ニューロンの機能は、簡単にいうと、まず他のニューロンから送られてきた化学的な信号を樹状突起、または細胞体自身で受け取り、その信号を電気パルスの振動数に符号化し、軸索さらにシナプスを通じて他のニューロンに伝えることである。ニューロンにおける電気パルスの発生の機構を、もう少し詳しく以下に示す。ニューロンは、細胞の一種であるので、他の細胞と同じように細胞膜によって、外液と細胞内部が隔てられている。その細胞膜は、ある特定のイオンを透過させ、他を透過させない機能を持つイオンチャネルを無数に持ち、それによってイオン(カリウムイオン、ナトリウムイオン等)を移動させ、通常、細胞内部の電位を細胞外部の電位を基準として約  $-70\text{mv}$  に保っている。この細胞外部と内部の電位差は、膜電位(ポテンシャルレベル)と呼ばれる。しかし、外部からの作用によって、この細胞膜上のイオンチャネルの動作が変化し、膜電位は増加し、あるしきい値(約  $-55\text{mv}$ )を越えると正の値まで急激に増加し、その後また通常の値に戻る。通常の膜電位に戻った後、しばらくの間、ニューロンは不応期<sup>1</sup>に入り、その間膜電位の急激な増加は起こらない。このような膜電位の急激な変化は、ニューロンの興奮または発火

<sup>1</sup>パルス発生直後で全く膜電位が増加しない絶対不応期と、しきい値が高くなり、パルスが発生しにくくなる相対不応期がある。

と呼ばれ、それはパルスとなって軸索を伝わり、分岐のところでその強度を変えることなく末端のシナプスまで伝わる。そして、シナプスでは、その電気的パルスの振動数に応じた化学伝達物質を放出し、その物質が、前に述べた細胞膜上のイオンチャンネルに作用するものとなる。

シナプスが放出する化学伝達物質による膜電位の変化は、シナプスの種類によって正にも負にもなり、正の場合は発火振動数を増やす傾向があるので興奮性シナプス、負の場合は発火振動数を減少させるので抑制性シナプスと呼ばれる。そして、あるニューロンでの膜電位の変化は、そのニューロンに付いているシナプスの状態によって支配されるので、そのシナプスの状態をシナプス強度または効率と呼ぶ。このシナプス効率を変化させることによって、脳の神経回路網は、学習、記憶、適応、自己組織化などを行っていると考えられている。このようなシナプス効率の変化によって、脳が学習や記憶などを行っているという考え方が、1949年に D. O. Hebb によって主張されたシナプスの可塑性説、つまり Hebb の法則 [14] である。

## 4.2 ニューロンのモデル化

前節で実際の脳におけるニューロンの形態と機能について述べたが、この節では上述したニューロンの主要な機能を抽出し、そのモデル化を述べる。

ニューロンをモデル化する場合の主要な機能は、以下の2つと考えられる。

1. 多数のシナプスを通った入力が増えると、ポテンシャルレベルが変化する。
2. ポテンシャルレベルは、高度に非線形的な形で出力発火率を決める。つまり、低いポテンシャルレベルでは、完全に発火を起こさず、また高いレベルでも不応期より短い間隔でパルスを生じることはない。

以上の2つの段階をそれぞれモデル化すると、1. は、

$$z_i = z_0 + \sum_j J_{ij} x_j \quad (1)$$

と線形関数<sup>2</sup>で近似的に表すことができる。ここで、 $z_i$ 、 $z_0$  は、それぞれ増加したポテンシャルレベルとポテンシャルの静止レベルを表し、 $x_j$  は、パルスの入力振動数を表す。また、重み  $J_{ij}$  は、 $j$  番目のニューロンから  $i$  番目のニューロンへ入力を伝達するシナプス結合効率である。そして、シナプスが興奮性のとき  $J_{ij}$  は、正の値をとり、抑制性のとき負の値をとる。前節で述べた Hebb の法則に基づき、 $J_{ij}$  を変化させることにより、ニューラルネットワークに学習や適応をさせることができ、現在までの大部分のニューラルネットワークのモデルは、学習則として、この Hebb 則に基づくものを用いている。

2. は、

$$y_i = f \left( \sum_j J_{ij} x_j - U_i \right) \quad (2)$$

とモデル化することができる。ここで、 $f(X)$  は、非線形伝達関数を表す。また、 $U_i$  は、発火を引き起こす入力レベルに対するしきい値であり、 $y_i$  は、出力振動数を表す。

以上が、ニューロンに対するモデルであり、このニューロンのモデルは、脳の神経回路網を模倣したニューラルネットワークモデルを構築する場合の基本的なモデルとなる。

<sup>2</sup> $x$  の 2 次以上の項を含むモデルもある [15]。

### 4.3 Hopfield モデル

前節における脳の神経細胞、つまりニューロンのモデルを多数結合して構築されているのが、ニューラルネットワークである。ニューラルネットワークは、結合の仕方、信号の流れ方、伝達関数の型、信号の型（離散的か連続的か）などによって、様々な種類に分類できる [15]。特に、信号の流れ方により、フィードフォワード型とフィードバック型の2つに大きく分けることができる。フィードフォワード型は、主に、類似の入力信号に対して、類似の結果を出力するような情報信号の分類システムとして用いられ、フィードバック型は、主に、最適値問題を解くシステムとして用いられている。それらの様々なニューラルネットワークのモデルの中で、人間の連想記憶を模擬していると言われている Hopfield モデルを取り上げ、以下で説明する。ここでは、特に、ニューロンが、1 または  $-1$  の2つの状態のみを取る決定論的なダイナミクスに従う Hopfield モデルについて説明する。

Hopfield モデルは、出力信号が直ちに入力信号となり、それがその後の出力を決定していく、フィードバック型のニューラルネットワークであり、その中で最も広く使われているモデルである。フィードバック型のニューラルネットワークは、ネットワークを構成している各ニューロンの状態が時間とともに変化してゆくモデルである。そこで、式 (2) から、Hopfield モデルのニューロンの状態の時間発展、つまりダイナミクスは、

$$V_i(t+1) = f \left( \sum_{j=1}^N J_{ij} V_j(t) - U_i \right) \quad (i = 1, \dots, N), \quad (3)$$

と記述できる。ここで、 $N$  は、ニューラルネットワークのニューロン数を表す。また、 $V_i(t)$  は、ある  $t$  ステップにおける  $i$  番目のニューロンの状態を表し、その取り得る値は、1 または  $-1$  である。この2つの値は、それぞれニューロンの発火状態、非発火状態を表している。さらに、ニューロンが2つの状態のみを取ることから、非線形伝達関数  $f(x)$  は、以下のような階段関数

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases}, \quad (4)$$

である。

さらに、ここで以下のような関数を定義する。

$$E\{V\} = -\frac{1}{2} \sum_{i,j(i \neq j)} J_{ij} V_i V_j + \sum_i U_i V_i. \quad (5)$$

この関数は、式 (3) によって  $V(t)$  が変化することに単調減少 [15, 16] する関数であり、力学系の Liapunov 関数に対応する。 $E\{V\}$  が、単調減少関数であり、 $V(t)$  の取り得る値が2値であるので、 $E\{V\}$  は、極小値を持つ、つまり、ネットワークを構成する各ニューロンの状態の変化に従って、 $E\{V\}$  の値が減少し、最終的には、ある極小値に落ちつき、各ニューロンが定常状態となり、ネットワーク全体として1つの状態（パターン）を形成する。Hopfield は、この性質と人間の連想記憶を結び付けて考え、 $E\{V\}$  が極小値となった時のネットワークの状態を、人間が連想する記憶に対応づけた。そこで、 $E\{V\}$  が極小値を取る場合のネットワークの状態に記憶パターンが対応するように、ニューラルネットワークにパターンを記憶させるために、Hebb の法則に基づき、シナプス結合効率に対応する  $J_{ij}$  を

$$J_{ij} = \begin{cases} \sum_{\mu=1}^P \xi_i^{\mu} \xi_j^{\mu} & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases}, \quad (6)$$

とし、また、 $U_i = 0$  (全ての  $i$  に対して) とする。ここで、 $\{\xi^\mu\}$  は、ある 1 つの記憶パターンを表し、その成分は、1 または  $-1$  を取る。 $p$  は、記憶パターン数である。また、自己結合  $J_{ii}$  は、常に各時刻の発火パターンを安定にし、ネットワーク全体の時間的変化を遅らせる傾向があるので  $J_{ii} = 0$  とした。こうすることによって、ニューロン状態  $\{V\}$  が、ある 1 つの記憶パターン  $\{\xi^\mu\}$  と等しくなった時に、 $E\{V\}$  は極小値を取る [16]。以下の節では、記憶パターンとして施設形状データに基づいて生成した画像を用い、ここで述べたモデルを適用した想起のシミュレーションについて記述する。

#### 4.4 Hopfield モデルによる画像処理シミュレーション

今回、前節で述べた Hopfield モデルのダイナミックスを用いた、以下のようなニューラルネットワークを使い、想起のシミュレーションを行った。

ニューラルネットワークを構成するニューロン数は、196608 (512×384) 個とした。この値は、一般的な CCD カメラによって撮影される画像の画素数程度の値であり、センシングシステムに搭載される CCD カメラによって検出される画像の画素数を意識したものである。このニューラルネットワークに JRR-3 施設の地下 1 階 1 次区画を記述した施設形状データに基づき、CAP 映像生成システム [3, 19] により生成したカラー画像を 2 値画像まで処理 (画像処理の過程は、Fig. 4.1 に、処理プログラムは、Fig. 4.2 に示す。) した画像 (Fig. 4.3) を記憶させた。入力画像は、記憶画像にノイズをニューロン数の 10% から、10% ごとに増加させ、50% まで一様に与えた画像を使った。また、Hopfield モデルの対称性から、50% 以上のノイズを与えたパターンを入力することは、50% 以下のノイズを与えたパターンを反転 ( $1 \rightarrow -1$ ,  $-1 \rightarrow 1$ ) させたパターンを入力することと等価である (Fig. 4.4 (b) を参照)。また、もう 1 種類の入力画像として、記憶させた画像を下方から 24 行ずつ段階的に隠していった画像を使った場合についても想起のシミュレーションを行った。入力画像とそれに対する出力画像を Fig. 4.4 に示す。なお、括弧内の値は、出力画像に収束するまでのステップ数を表している。

また、今回のシミュレーションで使ったダイナミックスにおいて、ニューロン数と 1 ステップにかかる正味の計算時間の関係を FACOM M780/20、VP2600/10、及び JAERI Monte-4、それぞれの計算機で測定した結果を Fig. 4.5 に示す。また Fig. 4.6 が、対象となったプログラムである。なお、FACOM の計算機で使用した FORTRAN コンパイラは、FORTRAN77 EX V12L10 (スカラー翻訳)、FORTRAN77 EX/VP V12L10 (ベクトル翻訳) で、JAERI Monte-4 で使用した FORTRAN コンパイラは、FORTRAN77/M4 Rev.042 である。

上記のシミュレーションの結果において、記憶画像に対して 40% の一様なノイズを与えた入力パターンから完全な想起がなされている。しかし記憶画像の一部を隠した画像、つまり、記憶画像が非一様なノイズを含んだ場合には、そのノイズの割合が記憶パターンの 25% (96 行) でも、うまく想起がなされていない。このことから、前節で述べた Hopfield モデルは、記憶パターンに対して一様なノイズを与えた入力パターンからはうまく想起がなすが、非一様なノイズを与えたパターンからはうまく想起しないことが分かる。前節で述べたように、ニューロンの状態が、式 (3) に従って変化する時、 $E\{V\}$  は単調減少する。つまり、時間発展の結果、ニューラルネットワークの状態は、入力パターンがなす状態に最も近く、 $E\{V\}$  を極小とする状態へ変化し、その状態が定常状態となる。従って、入力パターンの状態が、対応する記憶パターンの状態によって作られる引力圏内にあれば、その記憶パターンの想起がうまくなされ、そうでない場合には、想起はうまくなされない。このように、上述の Hopfield モデルによって想起されるパターンは、入力パターンによって決まってしまう。よって、一様なノイズを含んだパターンは、非一様なノイズを含ん



だパターンより記憶パターンに近く、対応する記憶パターンが作る引力圏内にあると考えられる。

今回、ニューラルネットワークの1つのモデルであり、人間の連想記憶をモデル化していると言われている Hopfield モデルを使ったシミュレーションを行った結果、このモデルは、ニューロン数に対して、かなり多くの割合のノイズを含む画像から、その画像に対応する記憶画像を特定するのに有用であることが分かった。しかし、今回のシミュレーションでは、記憶画像として任意に選んだ7枚の記憶画像を使ったが、実際にセンシングシステムにおいて情報処理に使うことを考えた場合、明らかに、環境内において検出される可能性のある画像を全て記憶させることはできない<sup>3</sup>。そこで、1つの考え方として、環境内の各機器が持つ、いくつかの特徴量をパターン化したものを記憶パターンとすることが考えられ、これにより記憶パターンの数は環境内の機器数程度となる。そして、この場合、入力画像として検出画像内の機器の特徴量を抽出し、それをパターン化したものを用いる。このとき、抽出された特徴量の正しい値に対する誤差を、入力画像に対するノイズとして考えることができる。この考え方によって、このニューラルネットワークを環境内にある機器の認識に用いることができると思われる。また、画像に関する処理だけでなく、他のセンサから得られるデータからも特徴量を抽出しパターン化することによって、同様な方法が使える、また複数のセンサからの情報を1つネットワークによって同時に処理することもできると考えられる。しかし、これら場合、特徴量の選び方や抽出方法に多くの議論の余地がある。

また、前述のようにニューラルネットワークには、まだ多くの種類のモデルがあり、Hopfield モデルに対しても、ダイナミクスを確率的にしたものやニューロンが取り得る値を連続量としたもの等、いくつかの種類モデルがある [13, 16]。そこで、今後、多くの種類のニューラルネットワークから、センシングシステムが検出するセンシングデータの処理に対する有用性や、センシングデータを総合的に処理するセンサフュージョンの考えを実現化できるモデルを調査、研究をしていく必要がある。そして、そのためには、今回のようなシミュレーションによる実験と同時にニューラルネットワークの理論的側面に対する研究を進めていくことが必要である。

---

<sup>3</sup>Hopfield モデルにおける記憶容量についての理論的考察がある [13]。

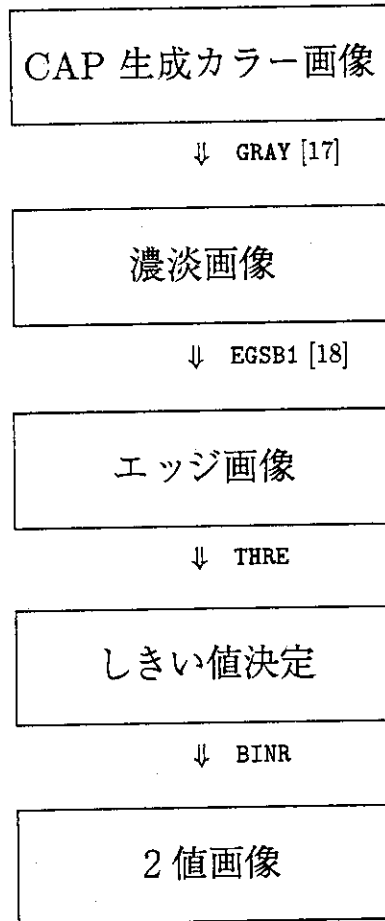


Fig. 4.1 画像処理の流れ

```

SUBROUTINE THRE (IMAGE, ISX, ISY, KK, JJ, THRES, L)
C
INTEGER IMAGE (ISX, ISY), KK, JJ, THRES, L (ISX/2)
C
DO 1 K=1, 256
  DO 2 I=1, ISX
    DO 3 J=1, ISY
      IF (IMAGE (I, J) .EQ. (K-1)) THEN
        L (K) = L (K) + 1
      ENDIF
3     CONTINUE
2     CONTINUE
1     CONTINUE
C
KK=1
JJ=0
333  JJ=JJ+L (KK)
     IF (JJ.GT. (ISX*ISY/2)) THEN
       THRES=KK-1
       GO TO 222
     ENDIF
     KK=KK+1
     GO TO 333
222  CONTINUE
C
RETURN
END

```

Fig. 4. 2(a) subroutine THRE

```

SUBROUTINE BINR (IEDGE, IBINR, ISX, ISY, ITYPE, TH)
C
INTEGER IEDGE (ISX, ISY), IBINR (ISX, ISY), ITYPE, TH
C
C *****
C *   TYPE=1 --> 0, 255   TYPE=2 --> -1, 1   *
C *****
C
DO 10 I=1, ISX
  DO 20 J=1, ISY
    IF ((IEDGE (I, J) .GE. TH) .AND. (ITYPE.EQ.1)) THEN
      IBINR (I, J) = 255
    ELSE IF ((IEDGE (I, J) .GE. TH) .AND. (ITYPE.EQ.2)) THEN
      IBINR (I, J) = 1
    ELSE IF ((IEDGE (I, J) .LT. TH) .AND. (ITYPE.EQ.2)) THEN
      IBINR (I, J) = -1
    ELSE
      IBINR (I, J) = 0
    ENDIF
20    CONTINUE
10    CONTINUE
C
RETURN
END

```

Fig. 4. 2(b) subroutine BINR

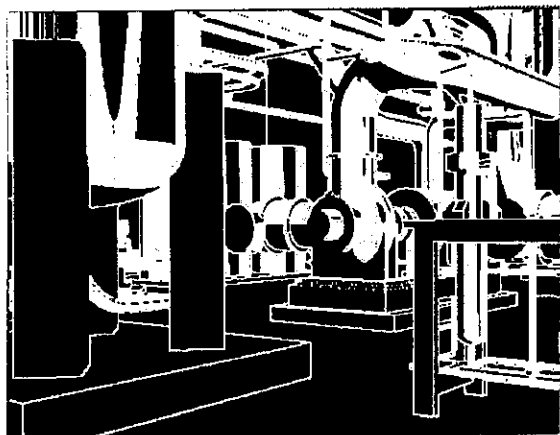


image 1

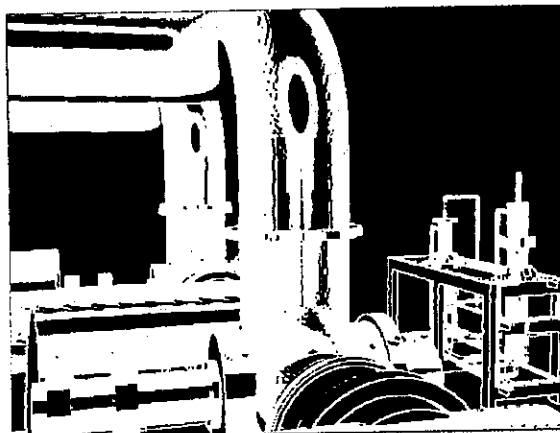


image 2

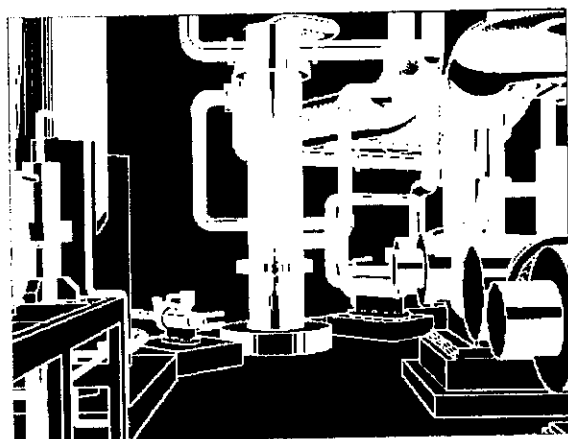


image 3

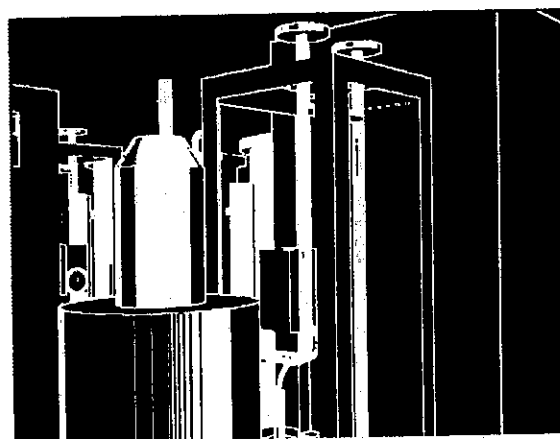


image 4

Fig. 4. 3(a) 記憶画像 (512×384)

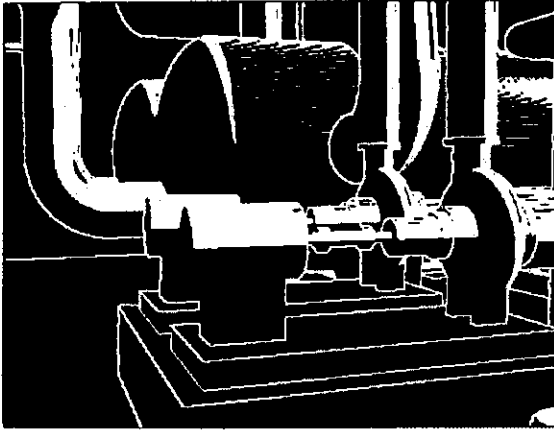


image 5

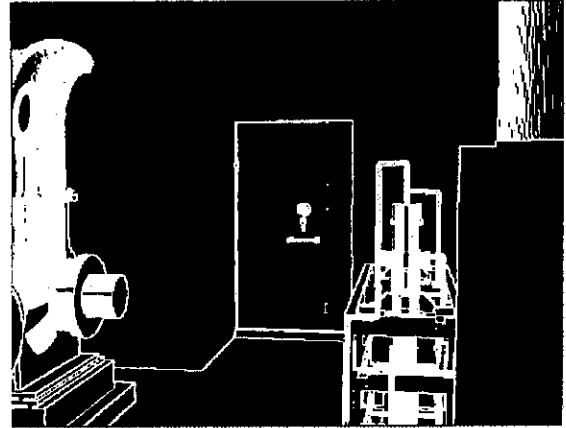


image 6

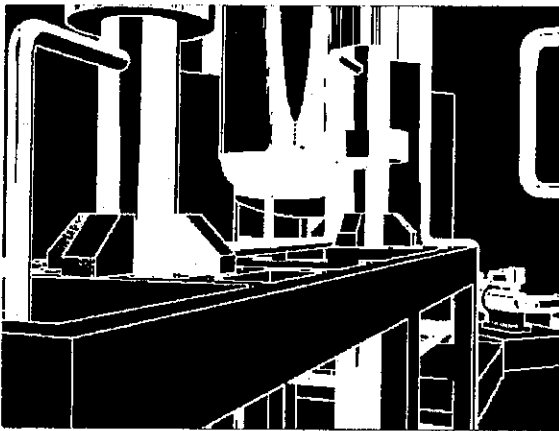


image 7

Fig. 4. 3(b) 記憶画像 [512×384]

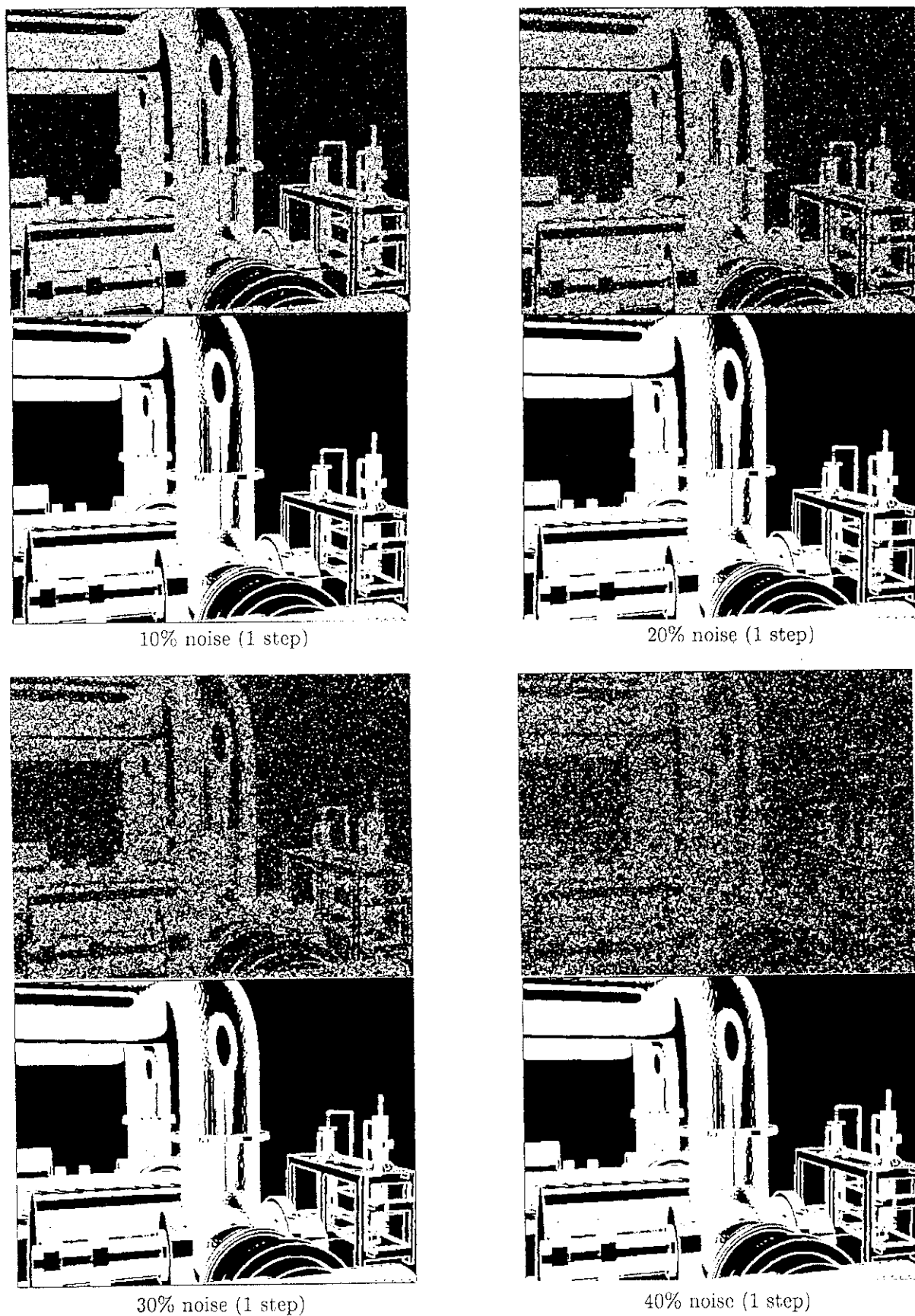
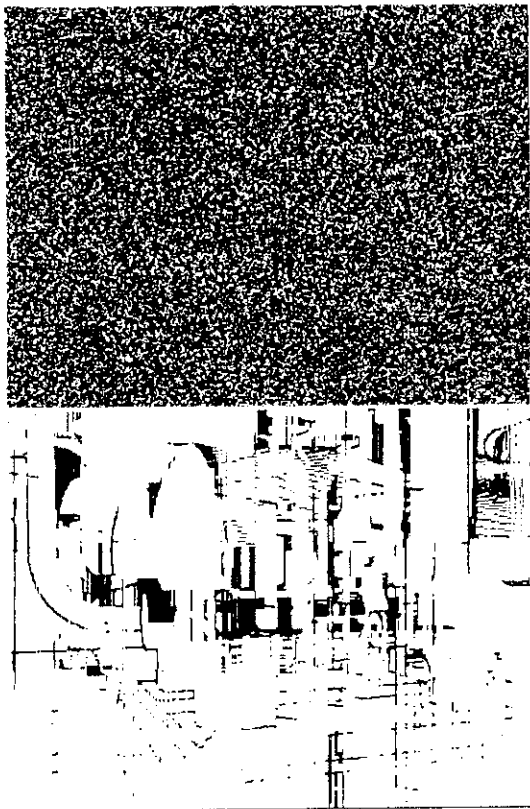
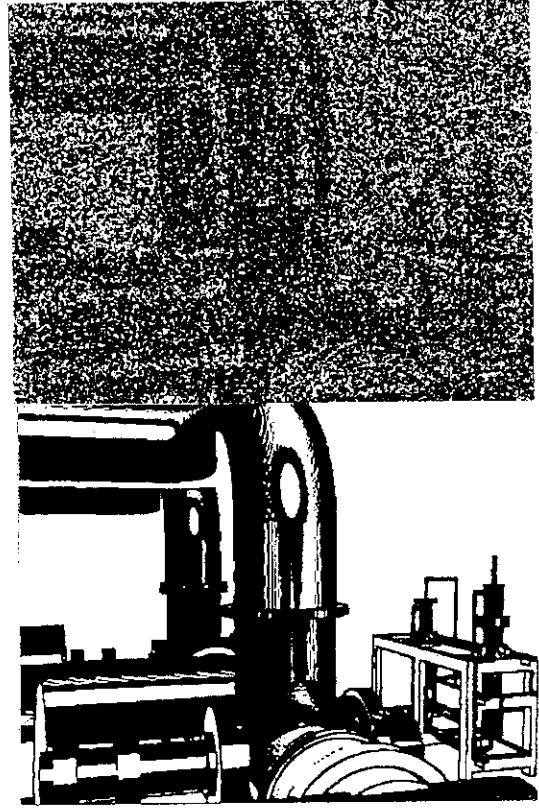


Fig. 4. 4(a) 入力画像とそれに対する出力画像 [512×384] (ノイズ)

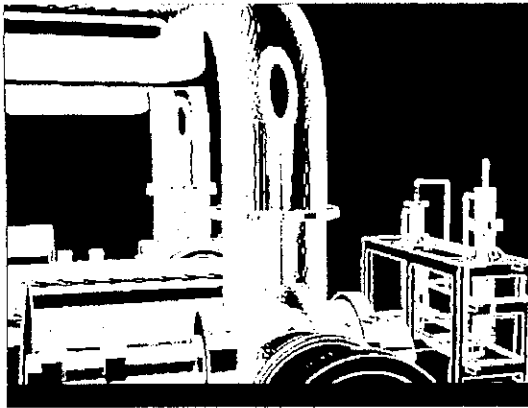


50% noise (4 steps)

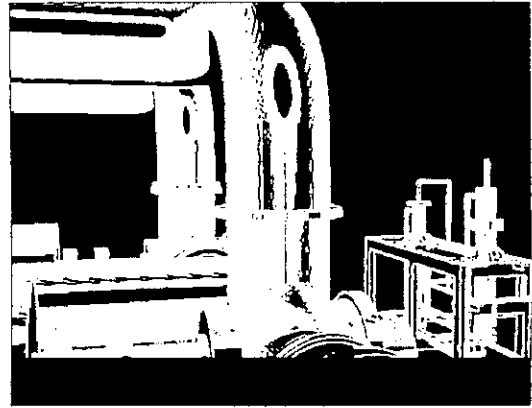


60% noise (1 step)

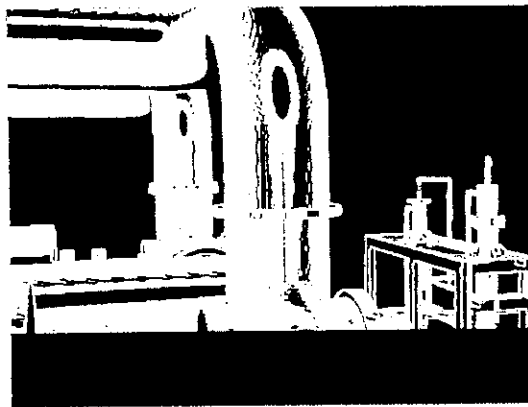
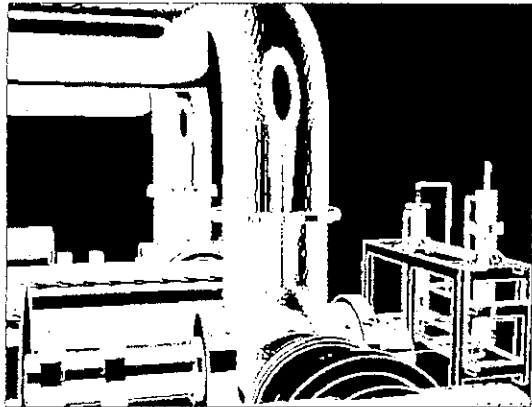
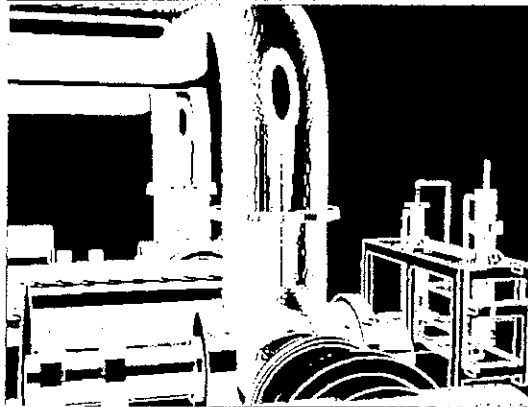
Fig. 4. 4(b) 入力画像とそれに対する出力画像 [512×384] (ノイズ)



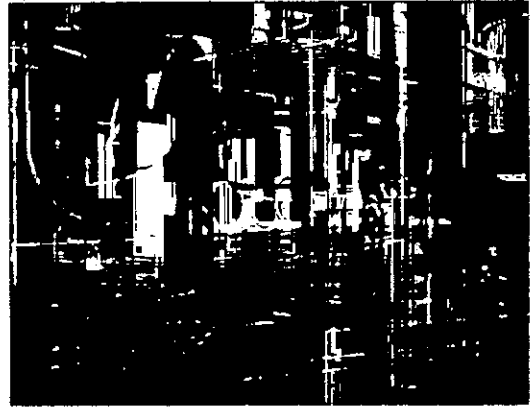
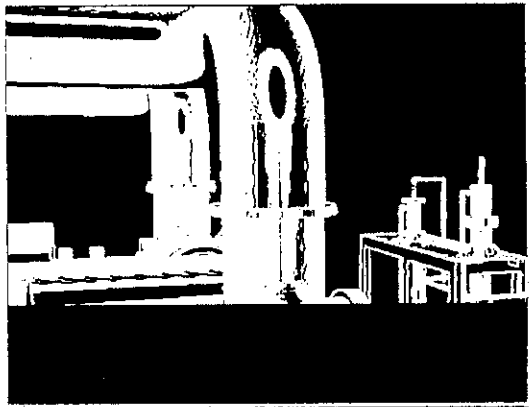
24 lines (1 step)



48 lines (1 step)



72 lines (1 step)



96 lines (7 steps)

Fig. 4. 4(c) 入力画像とそれに対する出力画像 [512×384] (隠れ)



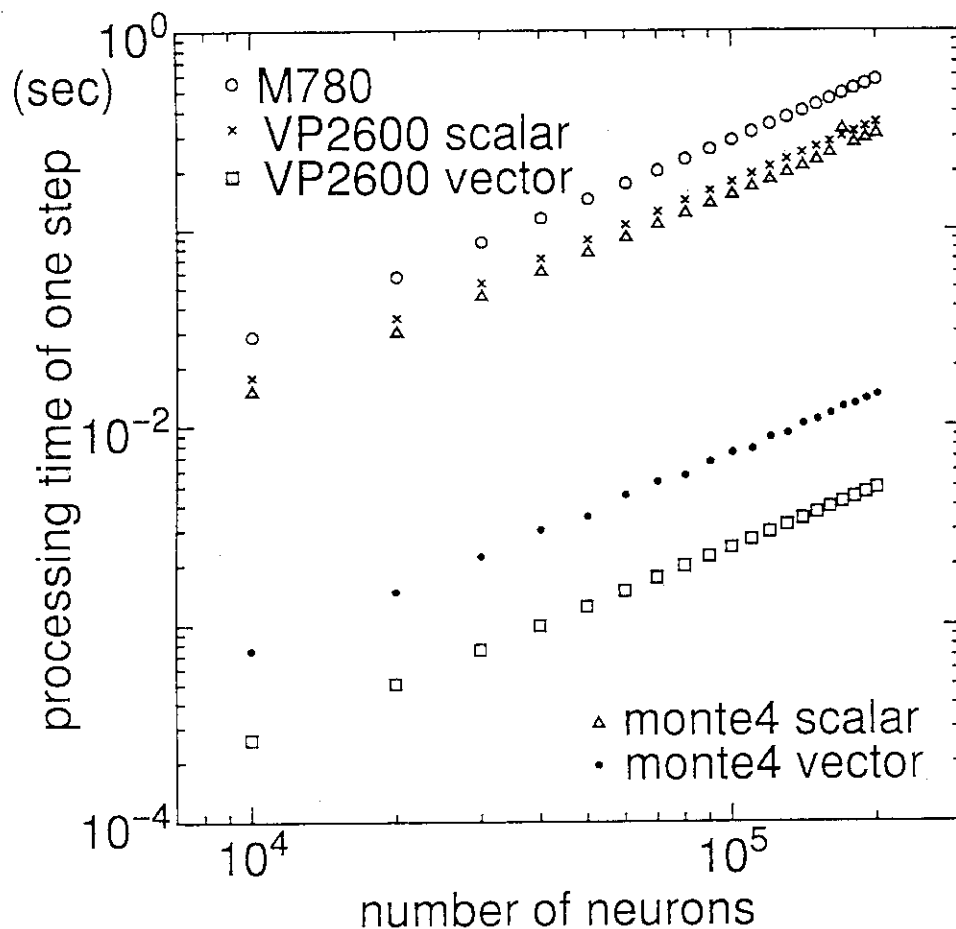


Fig. 4.5 ニューロン数に対する1stepのCPU時間

```

C ***** JUDGEMENT OF INVERTING A NEURON STATE *****
DO 300 K=1,MNOP
  DO 310 IY=1,N
    WY(K)=WY(K)+IM2(IY,K)*IA(IY)
310   CONTINUE
300   CONTINUE
C
DO 320 IX=1,N
  DO 330 K=1,MNOP
    H(IX)=H(IX)+(WY(K)-IM2(IX,K)*IA(IX))*IM2(IX,K)
330   CONTINUE
320   CONTINUE
C
DO 340 IX=1,N
  IF((H(IX)*IA(IX)).LT.0) THEN
    IO(IX)=-IA(IX)
  ELSE
    IO(IX)=IA(IX)
  ENDIF
340   CONTINUE

```

Fig. 4.6 1stepのプログラムリスト

## 5 まとめ

本報告書において、センシングシステムのハードウェア及びソフトウェアに関する概念設計、さらに、ソフトウェアに関連してセンサフュージョン、ニューラルネットワークについてまとめた。そして、センシングシステムのハードウェアに関しては、現在、さらに詳細設計、製作設計を進め、製作を開始し、平成5年度に完成する予定である。

そこで、最後に、完成したセンシングシステムを使った原子力施設内の巡回点検実験の計画及びセンシングシステムに関する課題や目標をまとめる。センシングシステムは、Fig. 5.1 に示すように、将来、原研情報システムセンターによって開発される予定の2足歩行型移動機構、または、クローラ式移動機構に搭載され、模擬環境及びJRR-3内における巡回点検の実験に使用される。この際、模擬環境においては、模擬的に異常状態、例えば、機器の形状異常や蒸気噴出、異常音、異臭などを発生させ、それらのセンシング実験を行う予定である。そのための今後の課題として、まず、完成したセンシングシステムのハードウェア的特性の調査・調整、つまり、カメラのレンズ特性、駆動系の駆動精度、半導体ガスセンサの感度等の調査・調整が必要となる。さらに、センシングデータ処理ソフトウェアを開発するためには、各センサによって、一般的に、または、それぞれの状態ごとに得られるセンシングデータに関する解析も重要な課題の1つである。

そして、これらの調査や解析の結果に基づき、または調査・解析と同時並行的に、第2章で述べたセンシングデータ処理ソフトウェアに関する研究開発を行っていく。この時、第3章で述べたセンサフュージョンの考え方を指針とし、また第4章のニューラルネットワークの手法を考慮し、処理ソフトウェアの開発を行っていく予定である。さらに、最終的には、知能ロボットにおいて、センシングシステムと他のシステムを協調的に動作させ、知能ロボットに自律的な原子力施設内の巡回点検作業を行なわせることを目標としている。

## 謝辞

本報告書を書く機会を与えて頂きました情報システムセンター室長 秋元 正幸氏に深く感謝します。画像処理に関する意見を下さいました藤井 実氏、CAPの画像を提供して頂きました樋口 健二氏、筆者の至らぬ工学的知識を補って下さいました久米 悦雄氏、ならびに、計算機に関する数々の教示を頂き、また本報告書に対する多くの助言を下さいました神林 奨氏に深く感謝します。さらに、多くの援助をして下さいました情報システムセンターの方々に感謝します。

## 5 まとめ

本報告書において、センシングシステムのハードウェア及びソフトウェアに関する概念設計、さらに、ソフトウェアに関連してセンサフュージョン、ニューラルネットワークについてまとめた。そして、センシングシステムのハードウェアに関しては、現在、さらに詳細設計、製作設計を進め、製作を開始し、平成5年度に完成する予定である。

そこで、最後に、完成したセンシングシステムを使った原子力施設内の巡回点検実験の計画及びセンシングシステムに関する課題や目標をまとめる。センシングシステムは、Fig. 5.1 に示すように、将来、原研情報システムセンターによって開発される予定の2足歩行型移動機構、または、クローラ式移動機構に搭載され、模擬環境及びJRR-3内における巡回点検の実験に使用される。この際、模擬環境においては、模擬的に異常状態、例えば、機器の形状異常や蒸気噴出、異常音、異臭などを発生させ、それらのセンシング実験を行う予定である。そのための今後の課題として、まず、完成したセンシングシステムのハードウェア的特性の調査・調整、つまり、カメラのレンズ特性、駆動系の駆動精度、半導体ガスセンサの感度等の調査・調整が必要となる。さらに、センシングデータ処理ソフトウェアを開発するためには、各センサによって、一般的に、または、それぞれの状態ごとに得られるセンシングデータに関する解析も重要な課題の1つである。

そして、これらの調査や解析の結果に基づき、または調査・解析と同時並行的に、第2章で述べたセンシングデータ処理ソフトウェアに関する研究開発を行っていく。この時、第3章で述べたセンサフュージョンの考え方を指針とし、また第4章のニューラルネットワークの手法を考慮し、処理ソフトウェアの開発を行っていく予定である。さらに、最終的には、知能ロボットにおいて、センシングシステムと他のシステムを協調的に動作させ、知能ロボットに自律的な原子力施設内の巡回点検作業を行なわせることを目標としている。

## 謝辞

本報告書を書く機会を与えて頂きました情報システムセンター室長 秋元 正幸氏に深く感謝します。画像処理に関する意見を下さいました藤井 実氏、CAPの画像を提供して頂きました樋口 健二氏、筆者の至らぬ工学的知識を補って下さいました久米 悦雄氏、ならびに、計算機に関する数々の教示を頂き、また本報告書に対する多くの助言を下さいました神林 奨氏に深く感謝します。さらに、多くの援助をして下さいました情報システムセンターの方々に感謝します。

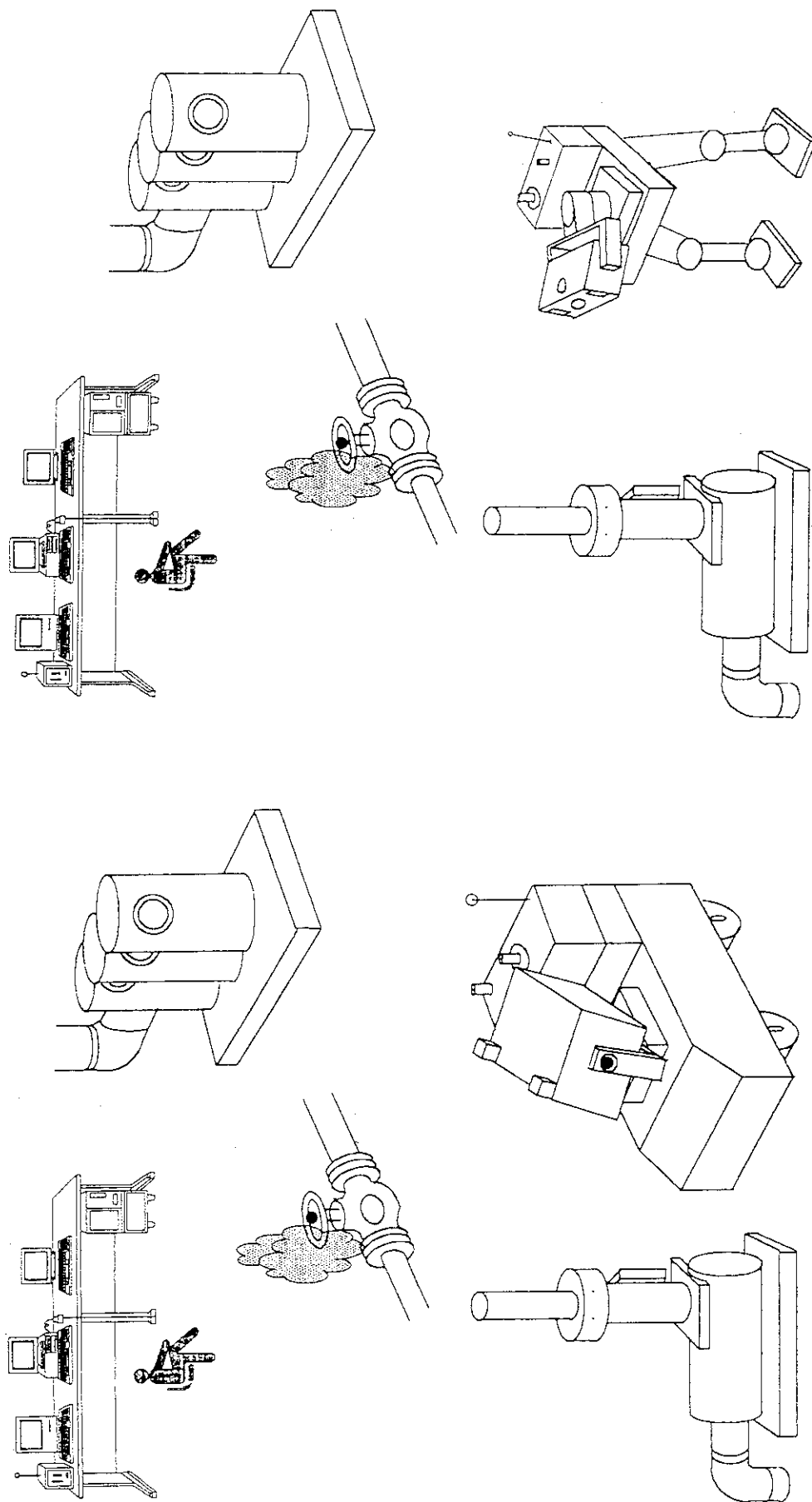


Fig. 5.1(a) センシングシステム利用形態概念図(車輪型)

Fig. 5.1(b) センシングシステム利用形態概念図(2足歩行型)

## 参考文献

- [1] 中野 栄二, “ロボット工学入門”(オーム社, 1983).
- [2] 若松 清司, 佐藤知正 共編, “知能ロボット — 次世代のロボット技術 —”(オーム社, 1984).
- [3] 秋元 正幸 他, “原子力知能化システム技術の研究—平成3年度作業報告—”, JAERI-M 92-198 (日本原子力研究所, 1993.1).
- [4] 佐藤 幸男, 荒木和男, “能動照明法による三次元計測技術”, 電学論, 107-C 7, pp.625-631 (1987).
- [5] 小関 修, 中野 倫明, 山本 新, “光切断法を用いた実時間距離検出装置”, 信学論, J-68D 5, pp.1141-1148 (1985).
- [6] R. A. Jarvis, “3D Shape and surface colour sensor fusion for robot vision”, *Robotica*, 10, pp.389-396 (1992).
- [7] 新田 正義 他, “ガスセンサとその応用 [原理・製法から応用システムまで]”(パワー社, 1987).
- [8] 日本ロボット学会誌, Vol.8, No.6 (1990).
- [9] J. McDonald, H. McGurk, “Visual Influence on Speech Perception Process”, *Perception and Psychophysics*, Vol.24, pp.253-257 (1978).
- [10] 片山 正純, 川人 光男, “視覚、体性感覚と運動指令を統合する神経回路モデル”, 日本ロボット学会誌, Vol.8, No.6, pp.757-765 (1990).
- [11] 石川 正俊, “センサフュージョンの課題”, 日本ロボット学会誌, Vol.8, No.6, pp.735-742 (1990).
- [12] 中野 馨 他, “ニューロコンピュータの基礎”(コロナ社, 1990).
- [13] T. Geszti 著, 秋葉 巴也 訳, “ニューラルネットワークの物理モデル”(吉岡書店, 1992).
- [14] D. O. Hebb “*The organization of behavior*”(Wiley, 1949).
- [15] N. B. Karayiannis, A. N. Venetsanopoulos, “*ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS Learning Algorithms, Performance Evaluation and Applications*”(Kluwer Academic, 1993).
- [16] J. J. Hopfield, “Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons” *Proc. Natl. Sci. USA*, 81, pp.3088-3092 (1984).
- [17] 大谷 孝之, “デジタル画像処理とその人間動作シミュレーション技術の研究 (HASP) への応用”, 私信 (1990).
- [18] 協同システム開発(株), “Spider User's Manual”(1982).
- [19] 藤崎, 久米, “セルラアレイプロセッサ CAP よる動画作成”, 私信 (1989).