

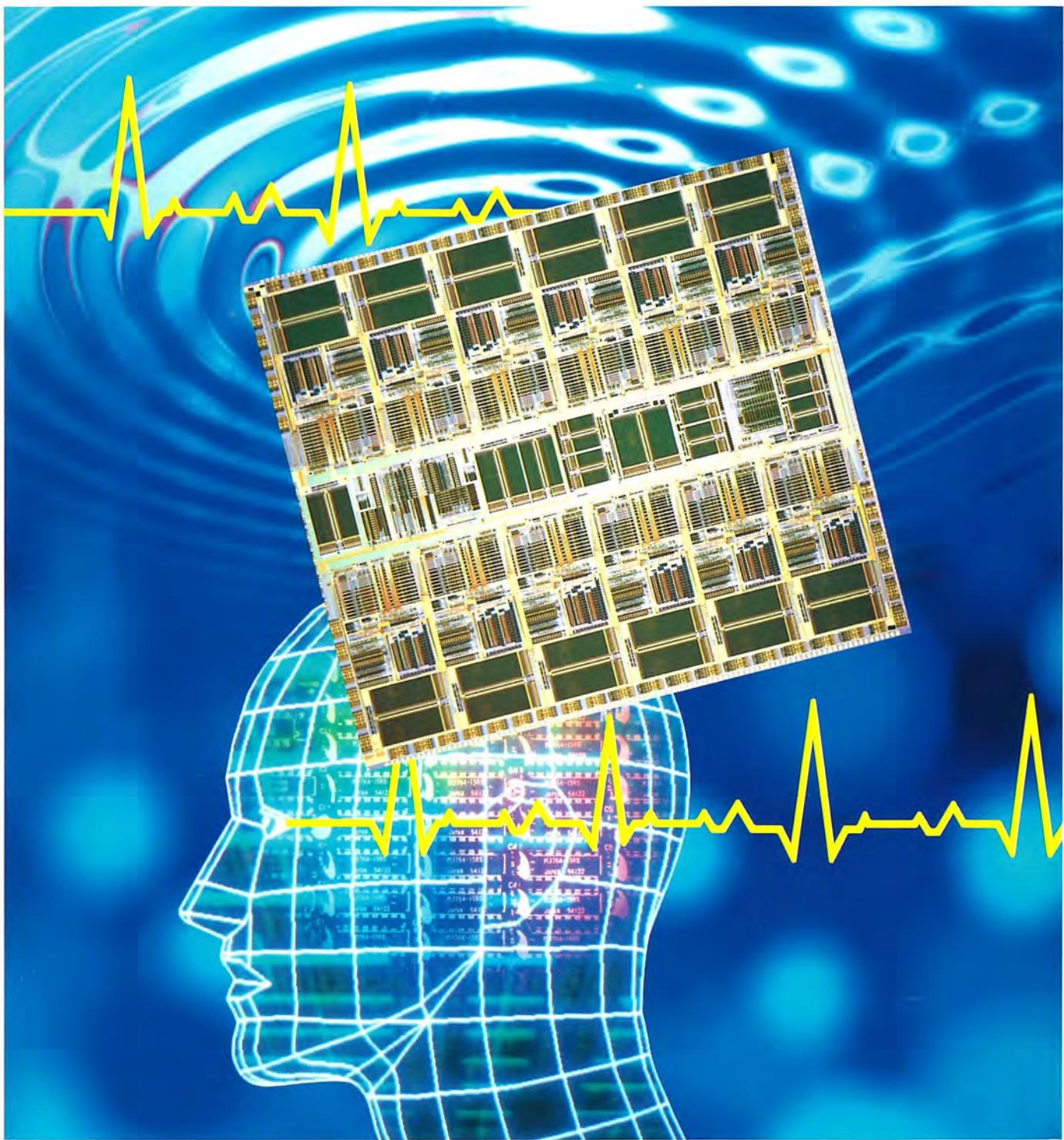
IMITSUBISHI

三菱電機技報

Vol.68 No.8

特集 “ニューラルネットワーク応用技術”

'94 8



MEE
5 8.25
一週間

ISSN 0369-2302/CODEN:MTDNAF

特集 “ニューラルネットワーク応用技術”

目 次

特集論文

ニューラルネットワーク応用技術特集に寄せて	1
甘利俊一	
ニューロ応用技術の現状と展望	2
久間和生	
VLSI ニューロチップ	8
有馬 裕・近藤由和・小柴優一・森 伯郎・久間和生	
光ニューロデバイス	14
田井修市・太田 淳・新田嘉一・久間和生	
半導体欠陥検査システム	19
清水優子・田中健一・大庭静孝	
ニューロ応用の真珠品質評価装置	24
長田典子・宇佐美照夫・井田芳明・赤根正樹・中嶋紘之	
ニューロ応用の文字認識技術	30
宮原景泰・依田文夫	
ニューロ応用の画像領域分離	35
井上義夫・永田良浩・佐藤恒夫	
視覚情報処理システム	40
岩本貴司・フランシス ゴダイ・エバハード ランゲ・久間和生・大津展之	
自己組織型情報ベースの要素技術	44
有田英一・豊浦 潤・安井照昌・津高新一郎・平山正治	
大型望遠鏡“すばる”的主鏡鏡材最適配置設計	49
西口憲一・下山典子・市川 晃・三神 泉・佐々木亜紀・家 正則	
プリント基板電子部品最適配置用 CAD	54
高橋正信・森 伯郎・久間和生	
ニューロ応用生産スケジューリングシステム	58
青山 功・石塚裕一・中島克人・根岸道郎	
リカレントニューラルネットワークによる電力系統制御	62
小島康弘・泉井良夫・京本寿美恵・合田忠弘	
産業用ロボットの高精度制御	67
宮崎友宏・前川清石・馬場孝夫	

特許と新案

「相補形集積回路装置」「蓄熱材」	71
「冷凍サイクルのスーパヒート検知システム」	72

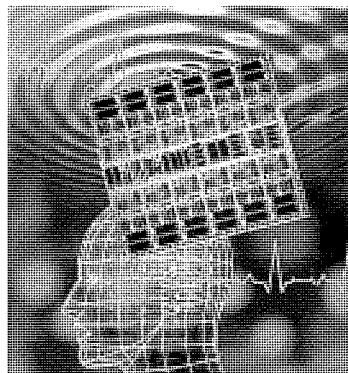
スポットライト

統合化ディスプレイネットワークシステム	73
東海道・山陽新幹線向け運転整理支援システム	74
業務用エアカーテン	(表 3)

表紙

デジタルニューロチップ “NEURO 4”

不完全な情報やあいまいな情報を柔軟に高速処理するニューロチップ “NEURO 4”です。“NEURO 4”には340万個ものトランジスタが集積されており、12個のプロセッサ、コントローラ、非線形処理回路が搭載されています。スーパコンピュータクラスの高速処理(1.2GFLOPS)・高精度浮動小数点演算(24ビット)・大規模拡張機能を同時に実現した世界最高性能のニューロチップです。“NEURO 4”を搭載したニューロボードは、1万個／ボード規模のニューロンのネットワークのシミュレーションが可能で、ソフトウェア環境も整備されています。画像・音声・文字認識・ロボットやプラント制御、経済や天候予測、機器やスケジュールの最適制御などで威力を発揮します。



9月12日は『宇宙の日』です。

『宇宙の日』は、1992年の「国際宇宙年」を記念して、一般公募により「毛利宇宙飛行士が、スペースシャトルで飛び立った日」が設定されました。

三菱電機は、宇宙の日の趣旨に賛同し、各種行事に協力しています。

三菱電機技報に掲載の技術論文では、国際単位“SI”(SI 第2段階(換算値方式)を基本)を使用しています。ただし、保安上、安全上等の理由で、従来単位を使用している場合があります。

アブストラクト

ニューロ応用技術の現状と展望

久間和生

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.2~7 (1994)

この論文では、本特集の各論文を理解するために必要な“ニューラルネットワーク”の基本的な事柄と最近の動向について述べる。1章ではニューラルネットによる情報処理の特徴、技術の概要、当社での開発状況、本特集の概要について述べる。2章では、ニューラルネットワークの基本原理と特徴をやや詳細に紹介する。3章では、ソフトウェア(理論モデル)技術、ハードウェア技術、応用技術の現状と動向、市場動向を概観する。4章では、幅広い実用化に向けた今後の課題をまとめる。

VLSI ニューロチップ

有馬 裕・近藤由和・小柴優一・森 伯郎・久間和生

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.8~13 (1994)

超高速・高集積を実現できるアナログニューロチップと高精度・高汎用性を実現するデジタルニューロチップの双方を開発した。

また、それぞれのチップ性能を最大限に発揮させ、ユーザーが容易に使用できるように、エンジニアリングワークステーションに効率的に接続できるボードとコンパイラ、リンク及びデバッガなど開発用ソフトウェアも開発したので紹介する。

光ニューロデバイス

田井修市・太田 淳・新田嘉一・久間和生

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.14~18 (1994)

光技術の高速性、超並列性、高密度配線能力などの特長を積極的に生かした光ニューロデバイスは、ニューラルネットワークの専用ハードウェア又は画像情報の直接入力／直接処理が行える画像処理デバイスとして、大きな期待を集めている。

本稿では、当社で開発している光ニューロチップと人工網膜チップについて、動作原理、基本特性などを述べる。

半導体欠陥検査システム

清水優子・田中健一・大塙静孝

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.19~23 (1994)

任意パターン中の微小欠陥を高速に検出できる、ニューラルネットを応用したパターン認識アルゴリズムを開発した。半導体ウェーハのアルミ部分の腐食による微細パターンの検査、ポンディングパッド部分のはんだの有無の検査、マスク現像後のパターンずれや現像不良の検査を対象に、このアルゴリズムを適用した検査システムを開発した。

その結果、検査の高速化、信頼性の向上、検査コストの低減が可能となった。

ニューロ応用の真珠品質評価装置

長田典子・宇佐美照夫・井田芳明・赤根正樹・中嶋絢之

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.24~29 (1994)

熟練作業者の経験や直感的感觉を機械に移植するため、感性計測技術の開発を進めている。作業者が着目する物理要因の特定を行うニューロ感度解析法を提案し、真珠の色彩評価作業に適用した。学習終了後のニューラルネットの出力層と入力層の感度を用いて、主要な入力を特定する。

田崎真珠㈱と共に研究開発を進めている真珠の品質評価装置の概要及びニューロ感度解析法を適用した例について述べる。

ニューロ応用の文字認識技術

宮原景泰・依田文夫

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.30~34 (1994)

高精度な漢字認識能力を達成するため、複合改良 LVQ ニューラルネットワークを開発し、印刷漢字認識に適用した。このネットワークモデルは、構造が単純で漢字認識に必ず(須)な大規模ネットワークを容易に構築でき、かつ高度な認識能力を持つ。この方式をデジタルニューロチップに適用し、400文字／秒の認識速度と、未学習データに対して99%以上の認識精度を持つ印刷漢字認識システムを作製した。

本稿では、このネットワークモデルと認識システムについて説明する。

ニューロ応用の画像領域分離

井上義夫・永田良浩・佐藤恒夫

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.35~39 (1994)

高画質カラー画像読み取りを実現するために、カラーの網点画像(例えば、雑誌グラビア写真)領域と文字領域を自動的に分離する方式を開発した。この方式は、ニューラルネットワークの学習機能を活用することで、従来方式では困難であった網点画像の分離を網点線数に依存することなく、高精度に実現したものである。シミュレーションの結果、網点、文字の両領域とともに、95%以上の分離判定率が得られた。

視覚情報処理システム

岩本貴司・フランス ゴダイ・エバノード ランゲ・久間和生・大津辰之

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.40~43 (1994)

実時間顔画像認識システムを試作した。このシステムは、与えられた被認識画像から、幾つかのスケールの画像を生成し、それぞれの画像の自己相関係数(Autocorrelation Coefficient)から得られる特徴ベクトル(Feature Vector)に対して線形判別式解析(Linear Discriminant Analysis)に基づく計算を行い、それらの結果を統合して顔画像認識を行うものである。実験の結果、116人の被験者に対して95%以上の認識率と5%以下の未登録検出誤り率という高い性能を持つことが実証された。

自己組織型情報ベースの要素技術

有田英一・豊浦 潤・安井照昌・津高新一郎・平山正治

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.44~48 (1994)

新しい情報ベースの利用法として、情報ベースを知識の空間としてとらえてその中を“散策する”ことが考えられる。そのためには、情報ベースはデータの内容に応じて自動的に構造化(自己組織化)されなければならない。本稿ではテキストデータを対象として、自己組織型情報ベースを実現するための基本的な機能であるテキストのコーディング、テキストの自動分類、自動インデキシング、自動知識抽出の手法の幾つかの試みについて述べる。

大型望遠鏡“すばる”的主鏡鏡材最適配置設計

西口憲一・下山典子・市川 晃・三神 泉・佐々木亜紀・家 正則

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.49~53 (1994)

大型光学赤外線望遠鏡“すばる”的主鏡は口径が8.3mあり、多数の部分鏡材を融着して1枚にする製法がとられる。ところが、各部分鏡材の熱膨脹係数にはばらつきがあり、部分鏡材の配置をランダムに選んだのは熱変形の大きさが無視できなくなる。そこで、主鏡の熱変形を最小にする部分鏡材の配置を組合せ最適化問題として定式化し、シミュレーテッドアニーリング法を用いて配置を決めた。現在、この配置に従って鏡材の融着が行われたところである。

Abstracts

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 30~34 (1994)

A Kanji Character-Recognition Application of Neural Network Technology

by Kageyasu Miyahara & Fumio Yoda

The authors have developed a multiple, modified learning vector quantization (LVQ) neural network capable of highly accurate recognition of printed kanji characters. This network model is well suited to pattern recognition applications while simple enough to easily support the large network size required for kanji recognition. A kanji character recognition system implemented using a digital neural network LSI device recognized 400 printed characters per second at an accuracy over 99% using unknown patterns. The article introduces the network model and its application to kanji character recognition.

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 35~39 (1994)

The Application of Neural Network Technology to Picture Region Segmentation

by Yoshio Inoue, Yoshihiro Nagata & Tsuneo Sato

The authors have developed a system for scanning high-quality color images that automatically distinguishes between regions containing text and color half-tone images (such as photogravure pages in magazines.) The system employs the learning capability of a neural network to make accurate determinations even in previously difficult cases where it is not possible to determine the number of lines in the screen used for color half-tone images. Simulation results shows the system yields better than 95% accuracy in identifying both text and color half-tone regions.

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 40~43 (1994)

A Visual Information Processing System

by Takashi Iwamoto, François Goudail, Eberhard Lange, Kazuo Kyuma & Nobuyuki Ohtsu

The authors havd manufactured a prototype realtime face-recognition system. The system employs autocorrelation coefficients to determine feature vectors of the input images, on which it performs computations based on linear discriminant analysis. These results are then integrated to classify facial images. The system correctly identified better than 95% of 116 faces with less than 5% false identification of unregistered faces.

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 44~48 (1994)

Requisite Technology for a Self-Organizing Information Base

by Hidekazu Arita, Jun Toyoura, Terumasa Yasui, Shin'ichiro Tsudaka & Masaharu Hirayama

Users of future information base systems will access these systems by "strolling" through a spatial representation of the knowledge information they contain. The data content of such a system will need to be self-organized. The article reports on several experiments in self-organizing functions for text information: text coding, automatic text classification, automatic indexing, and automatic knowledge extraction methods.

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 49~53 (1994)

The Optimum Arrangement of the Primary Mirror Segments of the "Subaru" Telescope

by Ken'ichi Nishiguchi, Noriko Shimoyama, Akira Ichikawa, Izumi Mikami, Aki Sasaki & Masanori Iye

The large 8.3m primary mirror of the Subaru telescope has been formed by the fusion-bonding of a number of hexagonal blank segments. Since the segments differ in their thermal expansion coefficients, random arrangement would lead to unacceptable thermal deformation of the finished assembly. The authors formalized the arrangement of the mirror segments applying a combinatorial optimization problem and solving it using the simulated annealing method to determine the minimum deformation of the fused primary mirror. The primary mirror was assembled according to this arrangement.

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 2~7 (1994)

The Present State and Future Prospects of Neural Network Technologies

by Kazuo Kyuma

The article describes the basic aspects of neural networks needed to understand the other reports in this special issue, and surveys recent trends. Section 1 covers the features of information processing by neural networks. Section 2 provides a fairly detailed introduction to the basic principles and features of neural networks. Section 3 reports on the present state and future trends in software (theoretical models), hardware and application technologies. Section 4 examines hurdles to broad the application of neural network technologies.

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 8~13 (1994)

The Development of VLSI Neurochips

by Yutaka Arima, Yoshikazu Kondo, Yuichi Kubota, Hakuro Mori & Kazuo Kyuma

The authors have developed two types of neurochips: a high-speed, highly integrated analog chip, and a highly precise and versatile digital chip. They have also prepared development tools including a neuro-board that allows the devices to be installed in workstations, and a software compiler, linker and debugger.

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 14~18 (1994)

Optical Neuro-Devices

by Shuichi Tai, Jun Ohta, Yoshikazu Nitta & Kazuo Kyuma

Optical neuro-devices have many advantages over silicone LSI technologies as a result of spatial parallelism, high-density interconnection and direct image processing capabilities. The article introduces two example optical neuro-devices: an optical neuro-chip and artificial retina chip. The basic structures, principles of operation and experimental results are described in detail.

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 19~23 (1994)

A Semiconductor Defect Inspection System

by Masako Shimizu, Ken'ichi Tanaka & Shizutaka Ohkubo

The authors have developed pattern-recognition algorithm for neural networks that rapidly detects tiny flaws in a specified pattern. They have applied the algorithm in a multipurpose wafer inspection system that can identify wafer defects caused by mask alignment errors, etching instabilities, corrosion of the Al interconnects, and poor solder coating of bonding pads. The system increases the speed and reliability of inspection processing, and thereby lowers inspection costs.

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 24~29 (1994)

The Application of Neural Network Technology to a Pearl Quality Evaluation System

by Noriko Nagata, Teruo Usami, Yoshiaki Ida, Masaki Akane & Hiroshi Nakajima

Advances are being made in technology that can impart the experience and intuitive discrimination of experts to machines. The authors have proposed a method of employing layered neural networks for sensitive analysis of physical appearance and developed a pearl color evaluation system. The main inputs of the neural network are specified after a learning process that adjusts the output layer and input layer sensitivities. The article describes a pearl quality evaluation system being developed in cooperation with Tasaki Shinju Co., Ltd. and applications of the sensitivity analysis method.

アブストラクト

プリント基板電子部品最適配置用 CAD

高橋正信・森 伯郎・久間和生

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.54~57 (1994)

ニューラルネットワークモデルを応用した新しい部品配置設計手法を開発した。この手法は総配線長が短くなる部品配置を求めるもので、緩和法等の従来法よりも優れた性能を持つ。例えば、従来技術では困難な10,000部品の配置最適化に成功した。また、この手法をプリント基板回路の配置設計に適用し、良好な結果を得た。今後、実用化に必要な幾つかの制約条件を導入することにより、従来ほとんど人手に頼らざるを得なかった配置設計時間を大幅に短縮できる手法として期待できる。

ニューロ応用生産スケジューリングシステム

青山 功・石塚裕一・中島克人・根岸道郎

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.58~61 (1994)

相互結合型ニューラルネットワークの一つであるホップフィールドモデルは、制約充足問題を解くのに適している。一般には、制約条件をエネルギー関数に置き換えて結合重みとしきい値を決定し、状態を収束させて解を求めるが、この置き換えが行えない場合、結合重みとしきい値が決まらず解を求めることができない。我々は、問題の制約条件から導いた評価関数をニューロンの出力で微分してエネルギー関数を用いて解を求める手法を考案し、生産ラインのスケジューリングに応用した。

リカレントニューラルネットワークによる電力系統制御

小島康弘・泉井良夫・京本寿美恵・合田忠弘

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.62~66 (1994)

リカレントニューラルネットワークと逆ダイナミックス学習アルゴリズムを応用することにより、ニューロ VQ(VQ: 電圧・無効電力)制御アルゴリズムを開発した。このアルゴリズムを用いたニューロ VQC(VQC: VQ 制御装置)は、対象となる電力系統の特性に基づいた制御アルゴリズムを学習するため、従来の VQC と比較して、無駄動作を抑制し、かつ小規模系統で約80%、大規模系統でも約30%の制御精度の向上が、シミュレーションによって確認できた。

産業用ロボットの高精度制御

宮崎友宏・前川清石・馬場孝夫

三菱電機技報 Vol.68・No.8・p.67~70 (1994)

産業用ロボットの絶対精度を向上させるための誤差補正にニューラルネットを用いた。従来は誤差要因を解析し、それをモデル化することによって補正していたが、すべての誤差要因をモデル化するのは不可能である。この方式では、モデル化できない誤差をニューラルネットで学習し、補正する。これにより、未知の誤差要因をも補正することができ、位置決め精度が向上する。実験により、この方式の有効性を確認している。

Abstracts

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 62~66 (1994)

Power System Management Using Recurrent Neural Networks

by Yasuhiro Kojima, Yoshio Izui, Sumie Kyomoto & Tadahiro Goda

The authors have developed a neuro-voltage and reactive-power (VQ) control algorithm employing recurrent neural networks and an inverse dynamics learning algorithm. The neuro VQ controller (neuroVQC) learns the VQ control algorithm based on the characteristics of the target electric power system, and thereby eliminates the unnecessary operations of conventional VQCs. Simulation results indicate that control precision increases approximately 80% for small power systems and 30% for large systems.

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 54~57 (1994)

A Neural Network Algorithm for Optimizing PCB Layouts

by Masanobu Takahashi, Hakuro Mori & Kazuo Kyuma

The authors have developed a high-performance algorithm for PCB component layout using a neural network model that minimizes the total wiring length. The algorithm has been used to optimize layouts containing 10,000 components that would be difficult using previous algorithms such as the relaxation method. The algorithm has been successfully applied to PCB designs. By introducing several conditions, the algorithm can automatically perform layouts in far less time than previous systems that invariably require designer intervention.

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 67~70 (1994)

A Highly Accurate Robot for Industrial Use

by Tomohiro Miyazaki, Kiyoshi Mackawa & Takao Bamba

The authors have increased the absolute positioning accuracy of an industrial robot by applying a neural network for error compensation. Conventional error compensation requires analyzing the error sources and building a model to describe them; however it is impossible to identify all error sources. The authors supplemented this technique by using the learning ability of a neural network to register errors that could not be modeled by conventional means. The network was then used to compensate for these errors during realtime robot operation, raising positioning precision. The performance improvements were verified experimentally.

Mitsubishi Denki Giho: Vol. 68, No. 8, pp. 58~61 (1994)

A Production Scheduling System Based Upon a Neural Network

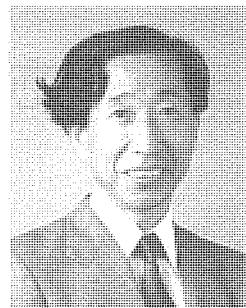
by Isao Aoyama, Hirokazu Ishizuka, Katsuto Nakajima & Michiro Negishi

The Hopfield model, which is constructed through the interconnection of all neural networks, is suited for solving restriction sufficiency problems. This class of problems is typically solved by converting the restriction conditions to energy functions, determining connection weights and thresholds, and allowing the network to converge on a solution. But this method is inapplicable to cases where the conversion is not possible. The authors describe an alternative method in which the solution is achieved by differentiating the evaluation equation derived from the problem restrictions with respect to the neuron outputs. This method has been applied to production-line scheduling problems.

ニューラルネットワーク応用技術特集に寄せて

東京大学工学部

教授 甘利 俊一



人間の脳はすばらしい情報処理を実現している。しかし、その仕組みは神秘的とも思えるなぞ(謎)に包まれていて、これを技術として実現するのは容易ではないと思われていた。人間の情報処理は論理的な思考と直観的洞察の上に成り立っている。このうちで、記号を処理し論理を操る能力は、コンピュータ技術として実現し、大きな力を発揮している。しかし、その基礎にあるより根元的な直観的思考能力が問題である。コンピュータ技術の発展に伴って、直観的思考方式をも技術として実現しようという驚くべき動きが世界的に巻き起こったのは8年ほど前のことであった。これが学習能力を持つニューラルネットワークの技術である。

新しい技術は、情報を多様なパターンとしてアナログ的に分散内部表現し、相互作用のダイナミックスによって問題解決を図る。学習によって性能を高めていくこともできる。いわば人間の勘に頼る部分を技術化するものである。この技術を巡って多くの論争があった。しかし、これはすべてを解決する万能の救い神ではないが、鬼面人を驚かすような奇異な技術でもない。学習能力を持ち、しかも従来技術と融和する使いやすい新しい技術としてその評価が定着し、本特集にも見られるように実際に幅広い産業の分野に浸透してきている。学問としてみても、情報基礎理論から制御理論、統計学、最適化理論、非線形理論などに影響を与え、単なるブームとしてもてはやされた時期は終わろうとしている。

それでは脳の仕組みがついに解明されて、その技術化が

始まったといってよいのである。答は否である。脳研究は、生理学、分子生物学、さらに認知科学から脳の理論へと大きく広がってきた。研究が活性化し、これから正に“脳の世紀”を迎えるとしているが、その優れた仕組みが解き明かされるのはまだこれからなのである。現在のニューラルネットワーク技術は、脳の真に優れた能力から見れば、そのほんの一部に手をつけたところにすぎない。

ニューラルネットワーク技術に、これから更に大きな躍進が訪れるに違いない。しかし、それは脳の解明を座して待っていて得られるものではない。むしろ、ニューラルネットワーク技術の応用、さらにその理論的解明を通じて、工学主導で起こってよいのである。もちろん、脳の優れた方式が技術として実現するには、それなりの技術基盤が不可欠である。ニューラルネットワークが今日実用化されてきたのも、半導体デバイステクノロジーの進歩が基礎にあった。脳に学ぶ技術の新しい発展を準備するものとして、光デバイスや超並列技術、脳の基礎理論、それに加えて幅広い応用分野の開拓が必要である。そのためには、本特集にも見られるように、デバイス、システム、基礎理論から応用まで、幅広く着実に総合的に技術を追究できる三菱電機の研究に大きな期待が持てる。

情報スーパーハイウェイやマルチメディアなどの基盤技術がこれから大きく進展するであろうが、そうなれば人間と相性の良い技術が更に求められるようになる。こうした技術はニューロ技術の本格的な開化を準備するものである。これからの技術展開が楽しみである。

ニューロ応用技術の現状と展望

久間和生*

1. まえがき

現代のコンピュータは、ノイマン型ハードウェアのもとで、ソフトウェアに工夫を凝らすことにより、信頼性の高い情報処理を可能にしてきた。しかし、ノイマン型コンピュータは、演算手順を示すプログラムを与える処理方式であるので、入力データを量量化でき論理プログラムを与えることが可能な数値演算や記号処理には威力を発揮するが、それらが困難な画像や音声などのパターン処理には能力に限界がある。そこで、マルチメディアや情報スーパーハイウェイに代表される本格的な情報化社会の実現に向けて、従来の数値、記号などの論理情報に加え、画像・音声などのパターン情報も区別なく統合して処理できる“柔軟な情報処理技術”“柔軟なヒューマンインターフェース技術”的開発が求められている。

ニューラルネットワーク（以下“ニューラルネット”ともいう。）は、“学習による情報の獲得”と“情報の分散表現”を特徴とした新しい情報処理技術で、上述した柔軟な情報処理を実現する有力な手法として期待されている。ニューラルネットの開発は、図1に示すように、ソフトウェア、ハードウェア、様々な分野への応用技術、マーケティングに分類できる。これらの開発が、技術的には並列情報処理に基づく学習型コンピュータの開発を目指して、また、社会的には人間がより自然にコンピュータを扱える情報化社会の到来を目指して、相互に連絡をとりながら進められている。それぞれの開発分野と周辺技術は、この論文の3章で紹介するが、ここではそれらの概観をまとめておく。

ニューラルネットのソフトウェア開発とは、ネットワークの動作を支配するアルゴリズム（論理モデル）を数学的に記述して、その能力と限界を明らかにするとともに、利用者が使いやすい形にプログラム化する開発をいう。現在までに幾つかの論理モデルが提案されているが、中でもバックプロパゲーションモデル（Back-Propagation Model、以下“BPモデル”という。）は汎用性に富み、実用化された応用事例の約85%を占めているといわれている。

ニューラルネットのソフトウェアをノイマン型コンピュータ上で逐次的に実行すると、ネットワークの大規模化とともに、学習に要する計算時間が爆発的に増大するし、プログラムが複雑化する。そこで、ニューラルネットの計算を高速に演算する専用ハードウェアの開発が必要になる。専用ハードウェアとは、ニューラルネットの計算を効率良く実行できる

よう設計されたSi-LSIニューロチップや光ニューロチップを用いた一種の並列コンピュータ（又は並列コントローラ）である。デジタルニューロチップを用いたシステムの中には既に商用化されているものもある。これらのシステムは、従来の並列コンピュータと異なり、ニューラルネットの理論モデルに従って、多数のプロセッサを並列に効率的に動かすことができる特長である。

ニューラルネットの得意な応用分野は認識、分類、制御、予測と、組合せ最適化問題のような情報探索である。学習機能により、従来のノイマン型処理ではプログラムの作成が困難な柔らかな認識、分類、制御、予測などの処理を行える。また、ネットワークのダイナミックスを用いて、取り扱うデータ量が膨大でノイマン型処理では現実的な時間で処理できない情報探索が行える。

当社では、1980年代の半ばに、ニューラルネットワークの爆発的なブームのきっかけとなる一連の論文が発表される前後から、開発本部を中心に、ソフトウェア、ハードウェアから応用技術にわたる幅広い研究開発を開始した。今日では、それらの研究開発テーマの多くが実用的な技術として成長してきた。この特集発刊の目的は、これらの成果の一部を紹介して、読者の皆様のご意見、ご批判を研究開発にフィードバックし、一層役立つ技術として発展させること、及び読者の皆様に潜在的な応用分野を検討いただくことにある。

この特集では、ハードウェア技術として、VLSIニューロチップと光ニューロデバイスを掲載した。また、応用技術として、半導体ウェーハの欠陥認識、真珠の品質評価、文字

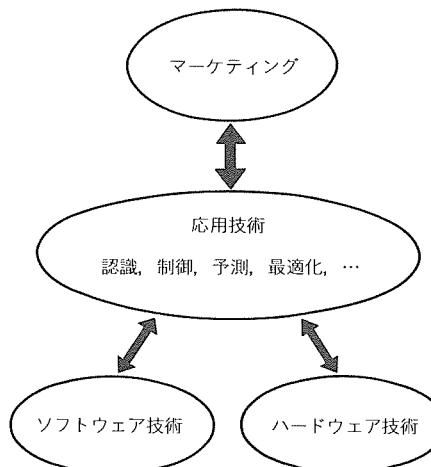


図1. ニューラルネットの開発項目

(印刷漢字) 認識、顔画像認識など、画像や文字情報の認識と分類に関する論文 6 編を掲載した。続いて、大型望遠鏡の設計、プリント基板の設計、生産スケジュールシステムなどの機器やシステムの最適化への応用に関する論文を 3 編、電力系統とロボットの制御への応用に関する論文を 2 編掲載した。

この論文では、上述した各論文を理解するために必要な“ニューラルネットワーク”の技術的基礎を解説した後、ソフトウェア技術、ハードウェア技術、応用技術、市場動向の概観、さらに、今後の課題についてまとめる。ニューラルネットの応用や市場動向に興味のある読者は、2章、3.1節、3.2節を飛ばして、3.3節から読んでいただいても差し支えないように執筆した。

なおこの特集では、シミュレーテッドアニーリングや情報を分散表現したモデルなど、ニューラルネットと密接に関連した情報処理方式も、広義の意味でのニューラルネットワークの範囲（疇）に入れて編集されている。

2. ニューラルネットワークの基礎

2.1 ニューロンとシナプス

ニューラルネットワークはニューロンとシナプスと呼ばれる 2 種類の基本要素で構成される。ニューロンはノードあるいはユニットと呼ばれることもあり、シナプスは結合重みと呼ばれることもある。図 2 にニューロンとシナプスの役割を示す。一つのニューロン（仮に i 番目のニューロンとする。）には、周囲の多数のニューロンから出された信号 X_j ($j = 1, 2, \dots, n$) が伝えられる。信号 X_j は、そのままニューロン i につながれているわけではなく、シナプスによって重みづけされ、 $W_{ij} X_j$ という値でつながれる。 W_{ij} は j 番目のニューロンが i 番目のニューロンに与える影響度を表し、シナプス荷重、結合荷重、又は単に重みと呼ばれている。ニューロンの役割は、このように重みづけされた多数の入力信号の総和を演算し、その総和値 u_i に対して非線形しきい値処理を施

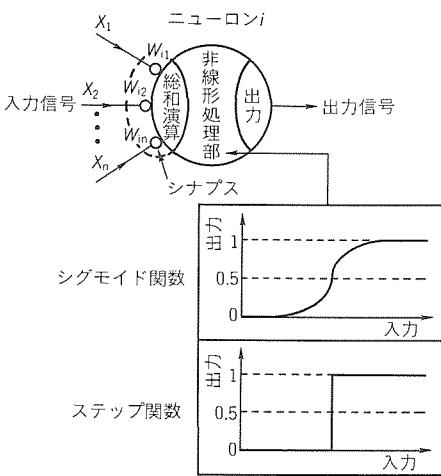


図 2. ニューロンとシナプスの役割

ことである。この非線形関数としては種々のものが用いられるが、一般的には、図 2 に示されているような、ステップ関数やシグモイド関数が用いられる。非線形しきい値処理された信号 X_i は、ニューロン i の出力信号として、他のニューロンに伝えられる。

ニューラルネットワークとは、多数のニューロンとシナプスで結合されたネットワークで、その概念を図 3 に示す。図において、入力側のニューロン集團に何らかのパターンをベクトルとして入力すると、この入力ベクトルと多数のシナプスの荷重値を表す行列との積和演算とニューロンの非線形しきい値処理がなされて、出力側のニューロン集團に何らかのベクトルが現れる。このとき、入力側にベクトルパターンを提示することが問題を与えることに相当し、出力側に現れるベクトルパターンがその問題に対する解答に対応する。つまり、ニューラルネットワークは、ベクトルパターンの非線形変換を応用した情報処理技術と見なすことができる。

2.2 情報処理技術としての特長

(1) 超並列超分散処理

ニューラルネットワークを構成するニューロンとシナプスは、コンピュータの言葉で言えば、それぞれ演算素子と記憶素子に対応する。前述したように、ニューロンは、多数の入力信号の総和演算としきい値処理を行う。ネットワークに問題が与えられると、多数のニューロンが同時に動作して、その問題を解く。このように、多数の演算素子が共同で問題を解く処理方式を超並列処理と呼ぶ。

一方、シナプスはニューロンのそばに置かれた記憶素子である。ネットワークに記憶される情報は、一つのシナプスに集約的に記憶されるのではなく多くのシナプスに分散的に記憶される。換言すれば、多数のシナプスが共同で、多数の情報を記憶する形態をとる。このような記憶形態を超分散記憶と呼んでいる。

ニューラルネットの重要な特徴に、ロバスト性とフェイルセーフ性が挙げられる。ネットワークに記憶された情報は、多数のシナプスに分散記憶されるので、ネットワークの一部が故障してもシステムは正常に動作する。また、ニューロチップのような専用ハードウェアでは、後述する学習機能によ

って、ニューロン素子やシナプス素子の欠陥や特性のバラツキによる性能劣化を回避できる。

(2) 学習処理能力

図 4 を用いて学習処理についての説明を行う。入力層と出力層で構成された 2 層のネットワークを用いて、A, B, C の 3 文字を分類する問題である。入力信号としては、例

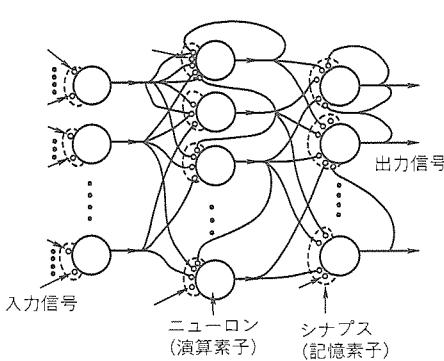


図 3. ニューラルネットワークの概念

えばCCDカメラで捕らえた文字情報を考え、これを入力層のニューロンに入力する。出力層には3個のニューロンがあり、Aが入力されたときにはニューロン1が、またB、Cが入力されたときにはそれぞれニューロン2、3の出力が1となる状態を正解とする。

学習する前ではシナプス荷重値がランダムであるので正解が得られない。そこで、A、B、Cの3文字を、例題として次々にネットワークに入力しながら、正解が得られるようすべてのシナプス荷重値を少しづつ修正させる。この操作を学習と呼ぶ。学習を何度も繰り返すと、ネットワークを構成するシナプスの荷重値が望ましい値に収束する。

ニューラルネットの大きな特長は、般化性に優れていることである。つまり、ニューラルネットはアナログ量で動作するので、学習に用いた例題に対して正解が出るようになると、その近傍の入力信号(つまり不完全な文字など)に対しても正解が得られる。

この学習機能と般化性は、従来の情報処理技術では達成が困難な、ニューラルネット固有の重要な特長である。学習機能と般化性によって、定量化が困難なあいまいな情報や不完全な情報を、複雑な論理的プログラミングなしに処理できる。

3. ニューラルネットワーク技術の現状と動向

3.1 ソフトウェア技術

ニューラルネットワークは、生物の情報処理様式を参考にした情報処理技術であるので、その構築には脳や感覚器官のモデル化が必要である。しかし、現在のところ、生物の脳の情報処理機構の詳細は全く未解決であるし、今後とも工学的に価値ある成果は期待できそうもない。現在、工学的に有意義なモデルは、生物の研究とは全く異なったアプローチで開発されたもので、数学、物理、情報科学に基づく理論モデル

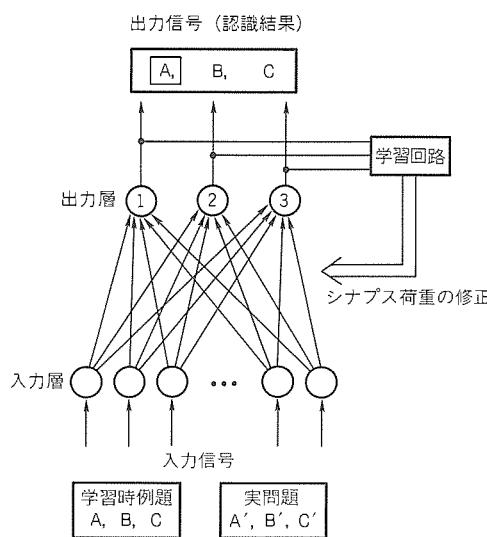


図4. ニューラルネットワークによる学習

(A' , B' , C' は、 A , B , C の不完全な文字を表す。)

である。

これらの理論モデルは、シナプス荷重値の与え方やネットワークの構造によって、幾つかのカテゴリに分類できる。シナプス荷重値を与える方法には、図5に示されているように、学習によって求める方法と、前もって計算で求めておく方法がある。さらに、学習には、与えられた問題に対して正しい答え(教師信号と呼ぶ。)を示唆する教師あり学習と、教師信号のない教師なし学習がある。後者の学習法を自己組織化と呼んでいる。

一方、ニューラルネットを構造で分類すると、ニューロンが互いに結合した相互結合型ネットワークと、ニューロンを幾つかの階層構造に分けた階層型ネットワーク、それらを融合したりカレント型ネットワークに分類できる。

図6(a)は、相互結合型ネットワークの代表例であるホップフィールドモデルを示している。このモデルでは、シナプス荷重値は前もって計算で求めておく。すべてのニューロンが互いに結合されているので、各ニューロンの出力信号はフィードバックして、再び他のニューロンに入力される。各ニューロンの出力信号は、フィードバックごとに変化して、最終的にある安定値に落ち着く。この性質を利用して、ニューロンの集團に与える初期値を不完全な入力情報に、また、安定値を完全情報や最適解に対応させておくと、このネットワークを連想メモリや最適化アルゴリズムに利用することができる。ニューロンの出力信号が間違った安定値(ローカルミニマムと呼ぶ。)に収束しないように、ある種の統計処理を導入したモデルとしてボルツマンマシンがある。

図6(b)は、階層型ネットワークの構造を示している。入力層、中間層、出力層で構成される多層構造(図では3層)のネットワークである。入力信号は、入力層から出力層に向かって一方向に進むので、フィードフォワード型ネットワークとも呼ばれている。このネットワークは、学習機能を与えやすい構造として知られており、バックプロパゲーション(BP)、競合型ネットワーク、LVQネットワーク、自己組織化モデル、ネオコグニトロンなどがある。現在最も多用されているBPモデルは、教師あり学習モデルの典型例でもある。ネットワークの出力信号と教師信号(正解)との自乗和を計算し、この値がゼロになるように、中間層と出力層間、

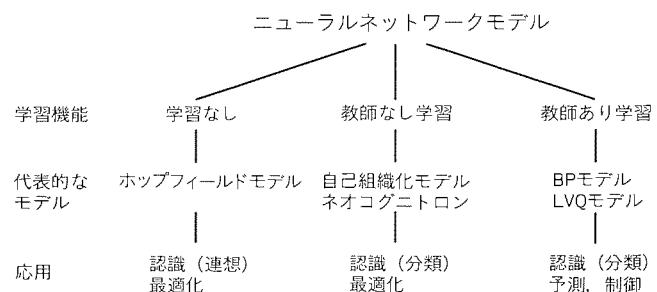
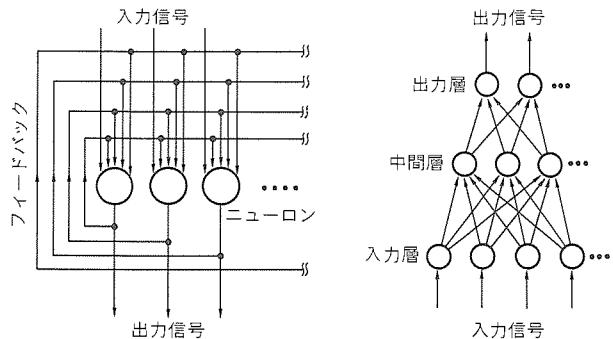
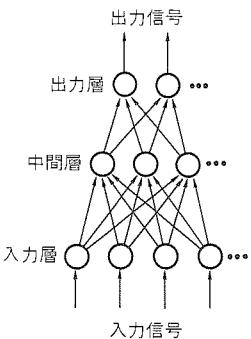


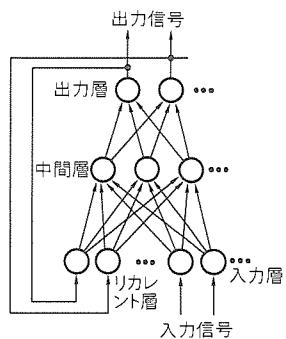
図5. ニューラルネットワークモデルの分類



(a) 相互結合型ネットワーク



(b) 階層型ネットワーク



(c) リカレント型ネットワーク

図 6. 代表的なニューラルネットワークの構造

続いて入力層と中間層のシナプス荷重値を修正する。階層型ネットワークはパターン分類によく使われる。

図 6(c)は、図(b)の階層型ネットワークと似ているが、入力層のニューロン集團が2分割されているのが異なる。分割された一方のニューロン集團には、現在の入力信号が直接入力され、他方にはネットワークの出力信号がフィードバックして入力される。後者の信号は時間遅れを持つ信号であるので、このネットワークは現在の情報と過去の情報を必要とする時系列信号の情報処理に利用される。この特集では、このモデルをリカレント型ネットワークと呼ぶことにする。

3.2 ハードウェア技術

ニューラルネットの演算は、通常、エンジニアリングワークステーション (EWS) やマイクロプロセッサ (μ P) を利用して実行される。しかし、ニューラルネットの演算時間はネットワークの規模 (シナプス数) に比例して長くなるので、大規模な問題に対しては、スーパーコンピュータや専用ハードウェアの利用が必要になる。そこで、大規模な問題のオンライン処理や、新しいモデルの実証には、スーパーコンピュータや並列計算機が利用される。一方、オンライン処理やコストパフォーマンスが期待される産業システムや情報端末への応用には、ニューロチップなどの専用ハードウェアの利用が必要になる。

専用ハードウェアに要求される機能には、ベクトルと行列の積和演算、ニューロンの非線形演算、学習のための演算、シナプス荷重値の記憶機能などがある。これらの機能に加えて、利用者が使いやすい環境を提供するための支援ソフトウェアが重要である。

専用ハードウェアの構成素子には、電子技術を利用したVLSIニューロチップと光技術を利用した光ニューロチップがある。電子技術の特長は作製技術の成熟性と回路の汎用性である。一方、光技術の特長は三次元空間を利用した並列性、高密度配線性、画像情報の直接処理性である。一方、専用ハードウェアを処理する信号の形態で分けると、大規模集積化と高速処理を指向したアナログ方式と、高精度性・汎用性を指向したデジタル方式に分類できる。表1に、VLSIディ

ジタルニューロチップ、VLSIアナログニューロチップ、光ニューロチップの分類と、それぞれの特長、代表的性能、応用、及び基本要素デバイス (ニューロン、シナプス) を示す。

デジタルチップでは、ベクトルと行列の積和演算は通常の乗算器と和演算で実行される。また、ROM、RAM等を用いてシナプス荷重値を記憶する。ニューロンの非線形

演算はテーブルを用いた数値変換や関数定義による数値演算によって行われる。実用化されているニューロチップの多くは、このデジタル方式である。

アナログチップでは、シナプス素子として可変抵抗素子や容量素子を用いる。シナプス素子にニューロン素子の出力電圧を与えると、この電圧と可変抵抗素子の抵抗値又は容量素子に蓄積された電荷量との積が出力される。複数のシナプス素子からの出力電流を加算すると積和演算値が得られる。現在までに数百ニューロンのチップが報告されているが、精度の点で実用化は今後の課題である。

光ニューロチップでは、高密度配線が必要なシナプス結合網に光技術を、また、非線形処理が必要なニューロン素子に電子技術を利用する。光ニューロン素子は、入力光信号の総和演算を行う受光素子と非線形処理を行う電子回路で構成される。一方、光シナプス素子には液晶やホログラムを応用した空間光変調素子を用いる。ニューロン数にして数千個～百万個程度の大規模ネットワークを実現する新技術として期待されている。

この特集では、ニューロン数400個、シナプス数40K、実行演算速度2TCPS^(注)のアナログニューロチップと、12個のプロセッサと制御装置、非線形回路をワンチップに集積化した汎用性の高いデジタルニューロチップが紹介されている。また、光ニューロデバイスとして、人工網膜チップと光ニューロチップが紹介されている。

3.3 応用技術

ニューラルネットワークによる情報処理は、パターンの非線形変換に基づいている。ニューラルネットは学習機能を持っているため、複雑な論理的なアルゴリズムを用いることなく、望ましい入出力パターンの関係を得ることができる。この特長を利用して、従来のノイマン型処理ではプログラムの作成が困難な問題や、取り扱うデータ量が膨大でノイマン型

(注) 演算速度の単位：専用ハードウェアの演算速度を表すパラメータとして、CPS (Connection Per Second) とCUPS (Connection Update Per Second) が用いられる。CPSは1秒間に実行可能な乗算数を、CUPSは1秒間に書換え可能なシナプス荷重の数をいう。TCPS = 10^{12} CPS。

表1. ハードウェアの分類

方 式	構成素子 上：ニューロン 下：シナプス	特長と性能例	応 用
デジタル ニューロチップ	乗算器+加算器+非線形関数テーブル	汎用性、 高精度性	汎用ニューラルプロセッサ (ニューロコンピュータ、 コントローラ)
	RAM, ROM, EPROM等	数個~64個並列プロセッサ搭載チップ、 100M~数G FLOPS	
アナログ ニューロチップ	インバータ、 オペアンプ等	大規模集積性 高速性	センサ情報処理、 宇宙・防衛応用機器
	MOS抵抗、 蓄積電荷等	64~400ニューロン 数G~数TCPS	
光ニューロ デバイス	受光素子+電子回路+ 発光素子	並列処理性、 画像の直接処理	インテリジェントセンサ、 光インタコネクション
	感度可変受光素子、 ホログラム、液晶等	128ニューロン完全結合 チップ、人工網膜チップ	

処理では現実的な時間で処理できない問題への応用が始まった。

(1) パターン認識

画像や文字などのパターン認識への応用が期待されている。従来の画像処理技術では、入力された画像から特徴を抽出して、あらかじめ記憶されている特徴と比較、照合して認識を行っていた。そのため、特徴が不明確な画像を扱うのが困難であった。これに対し、ニューラルネットは、学習機能により、画像の特徴を自動的に抽出することができる。

多くの画像認識への応用例が報告されているが、工場内で目視検査に頼らざるを得なかった製品欠陥検査装置への応用が進んでいる。例えば、写真フィルムや半導体チップの欠陥検出、商品のこん(梱)包状態の良否、野菜や果物の新鮮度をリアルタイムで認識する実用化報告がある。自動化により、原価低減が図られるばかりでなく、検査の高速化と信頼性が向上する。また、文字認識の分野でも、手書き数字の認識技術はジップコードの分類に実用化されているし、印刷漢字認識システムも実用化段階にある。また、画像の理解や、画像の輪郭抽出、動的物体の検出などの開発や、音韻、音声、エコーチャンセラなどの時系列信号のパターン認識の開発も盛んである。この特集でも、半導体ウェーハの欠陥、印刷漢字、顔画像など多くの画像、文字のパターン認識に関する論文が掲載されている。

(2) 制御

時々刻々と環境が変化するプラントの実時間制御や、環境変化に適応できる自律ロボットの実現に向けて、ニューラルネットの制御への応用が盛んである。ロボットでは、マニピュレータの運動制御やモータの非線形制御などへの応用ばかりでなく、その前処理である画像や音声などのセンサ情報の処理、ロボットの行動計画も含めて、ロボットシステム全体をニューラルネットで処理する試みがある。産業用ロボット、宇宙用ロボット、自動車システム、人間の義手・義足など多

くの応用が報告されている。

現状でも単純な作業を行うロボットに対しては技術的には実用段階にあるが、最近の開発ターゲットは上述したより高度な適応機能を持つロボットやプラントの制御に向けられ、センサ情報の認識や行動計画に関するアルゴリズムの研究開発が進められている。この特集では、電力系統システムとロボット制御に関する論文が掲載されている。

(3) 予測

経済、地震、天候問題などは原因と結果の因果関係があいまいか

つ複雑なため、ルールベースに基づくエキスパートシステムなどの論理的解析法のみでは、結果を予測することが困難である。また、原因を解析するための入力信号が時系列で変化し、大容量である場合が多い。そこで、ニューラルネットの時系列信号処理能力と学習機能によって、人間には発見が困難な因果関係のルールを自動的に獲得し、それを実用化する動きがある。例えば、株の売買タイミングの予測、クレジットカードの利用予測、企業の倒産予測など経済予測への応用の一部は実用化されている。

(4) 組合せ最適化問題

組合せ最適化問題とは、膨大な数の解答の候補(組合せ)の中から、与えられた条件の下で、ある評価関数を最小(又は最大)にする解答を求める問題である。このような問題は解析的な解法が存在せず、すべての組合せを列記してしまつぶしに調べるほかないため、ノイマン型処理では膨大な時間がかかる。そこで、ニューラルネットワークを用いた近似解の高速解法の研究が盛んである。この特集では、大型望遠鏡の主鏡材最適配置、プリント基板上への電子部品最適配置、生産スケジュールの最適化など、実用的な論文が掲載されている。このほか、LSIの最適回路設計、通信システムにおける回線ルートの最適化、電力送配電網の負荷の最適配分、物流の最適化、航空機や鉄道の予約の最適化など、実社会で有用な多くの開発が進められている。

3.4 市 場 動 向

以上に述べたように、ニューラルネットのソフトウェア技術、ハードウェア技術、応用技術とも、研究・開発のフェーズから実用フェーズへと着実に発展を遂げている。BPモデル、ホップフィールドモデルなどの代表的なモデルを搭載した開発支援ツールや、ニューロチップを搭載したアクセラレータボード(ニューロエンジン)も市販されている。

図7に、ニューラルネットの市場予測を示す。ニューラルネットは完成された技術ではなく現在の発展途上にある技術

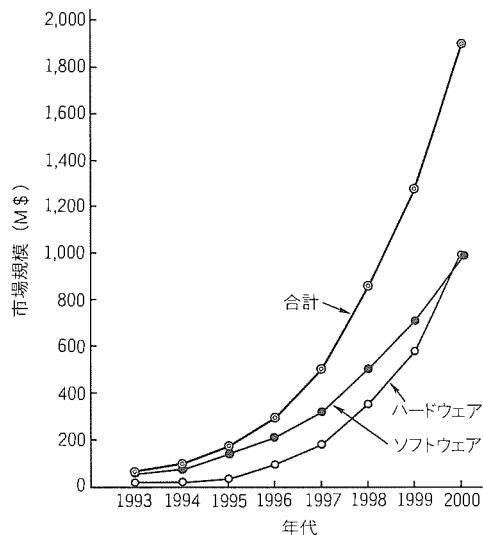


図7. ニューラルネットワークの市場予測

であること、実用化という観点に立つとほう(萌)芽期のため不確定な要素が多いこと、大規模なシステムの中でのニューラルネットの占める割合を定量化するのが困難なことなどの理由により、正確な市場予測は困難であるが、2000年には、対1993年比で約40倍の市場成長率が見込まれている。また、特記すべき点は、ハードウェアの占める割合が、5%(1993年)から50%に増加することである。

4. 今度の課題

(1) ソフトウェア技術

現在、最も実用的なBPモデルは、学習に膨大な時間を必要とすること、学習が間違った方向に進む(ローカルミニマムにトラップされる。)ことがある、という問題点がある。そのため、技術者は、過去の経験や勘を生かして、個々の応用に対してプログラムの追加・修正やパラメータのチューニングを行う必要がある。ところが、市販されているソフトウェアのソースコードは、一般的に供給されないので、ソフトウェアの追加や修正を自由に行えない。このことが、ニューラルネットの実応用分野への普及を制限している。ソフトウェア利用者に負担のかからないモデルの開発、例えば、BPモデルの一層の改良や、ローカルミニマムの回避に有効な統計的手法の導入などの開発が必要である。また、モデルの性能評価のため的一般的なベンチマークの開発も急務である。性能評価に膨大な時間を必要とすることも課題であり、開発期間短縮のための専用ハードウェアの普及も必要である。

ニューラルネットは、従来の論理処理技術と補完的に利用されることが多い。学習機能を持つニューラルネットとルールベースのファジーエキスパートシステムを融合したニューロ/ファジーハイブリッドシステムや、ニューラル/AIハイブリッドシステム、学習機能を持つ適応型ファジーシステ

ムなども、実用上有用な手法である。

(2) ハードウェア技術

汎用性が高く高精度なディジタル方式のハードウェアは、多くのモデルに適用可能であること、また、他の情報機器との整合性も良いので、ニューロコンピュータ又はニューロコントローラとして、今後大きな市場が期待できる。一方、アナログ方式のハードウェアは、シナプス荷重値の記憶回路、外部回路とのI/F回路に課題が残る。しかし、高速性、高集積という魅力も捨て難く、センサ情報処理などの特殊応用向けチップとしての活路が期待される。

ディジタル方式・アナログ方式とも、現在までは速度性能を重視するあまり、現状のモデルから要求される精度に対応できなかったり、ネットワークの拡張機能に問題があったりする傾向があった。今後は、実応用で要求されるスペックとコストパフォーマンスを重視して、処理速度、内蔵メモリ、I/F回路、チップサイズを最適化したニューロチップと、利用者が使いやすいコンパイラ、アセンブラー、デバッガ等の支援ソフトウェアを装備した専用ハードウェアの開発が進むと思われる。

一方、光技術の利用は、画像の直接処理を目指したインテリジェントセンサ開発の指向と、光の配線能力に着目した光インタコネクションデバイス開発に2極化されると思われる。前者は、チップにどのようなインテリジェンスを持たせるか、また後者はシリコンテクノロジーとの融合をいかに実現するかが課題である。

(3) 応用技術と市場

ニューラルネットの潜在的利点が明確になり、ソフトウェアとハードウェアに関する基盤技術が整備されてきた。ニューラルネットの実応用が広がるとともに、様々な角度からハードウェアとソフトウェアの融合が進むと予測される。例えば、ハードウェアの利用に適したモデルの台頭が予測される。

一方、今後は、効果の良いマーケットの開拓を目指して、ユーザーとメーカーとの密接な共同開発が一層重要になると思われる。特定の応用分野にターゲットを絞り、競合する既存技術とのコストパフォーマンスの定量的比較や技術の改良が必要である。

5. むすび

ニューロ応用技術は、現在、実用化の緒についたばかりである。今後は、“柔軟な情報処理技術”と“柔軟なヒューマンインターフェース技術”的確立を目指し、実用的な技術が飛躍的に開発されると思われる。また、マルチメディア、情報スーパー・ハイウェイなどの構想と融合して、本格的な情報化社会を支える基盤技術として発展するものと期待される。

VLSI ニューロチップ

有馬 裕* 森 伯郎*
近藤由和** 久間和生**
小柴優一*

1. まえがき

現在、最先端の半導体集積回路製造技術によれば、数センチ角のシリコンチップ上に百万個を超える素子を作り込むことが可能である。高集積化に有利なアナログ回路によれば、ニューロンの機能表現に数百素子、シナプスの機能表現に数十素子が必要であることから、1チップに数百～数千のニューロン回路と数万～数十万のシナプス回路を集積することができる。しかし、この規模では高機能なニューラルネットを本格的に実用化するためのキーデバイスとして十分とはいえない。仮にヒトの大脳規模のニューラルネットを実現しようとすれば（モデル、アルゴリズム等は無視して）、数億個のニューロチップを格納するインテリジェント（？）ビルと数百万kWの電力を供給する小規模発電所が必要となる。

半導体の集積度は、今後更に1けた程度の改善が図られる見込みであるが、それ以上の改善は開発コストの問題で困難と予想されている。また、数個の素子で表現できるシナプス回路を新たに考案したとしても今後、高々2けたの集積度改善しか見込めない。数百万個のチップと数万kWの消費電力では、到底実用的なシステムになり得ない。ヒトの大脳レベルの大規模なニューロ情報処理装置は、現在の半導体集積回路製造技術の延長手法では実現不可能なのだろうか。

我々はそう悲観的には考えていない。つまり、半導体集積回路の反応時間（演算速度）が生体のそれと比べて6けた以

上高速であることに着目すれば、時分割演算処理表現技術によって、ヒトの大脳規模のニューラルネットを数百～数千個のニューロチップで実現することが可能である。今後、更に2けたの集積度向上が図られれば、数個のニューロチップで大脳規模のハードウェアを実現できることになる。もちろん、演算処理の時分割表現のためには、その演算処理機能に加えて数百テラバイト規模の情報保持機能も別途必要となるが、それには従来の大容量記憶装置が利用できるのである。

ニューロチップは現在、実用化開発の初期段階にある。当社では、1989年からニューロチップの開発に着手し、現在までに4品種のニューロチップを開発してきた。本稿では、当社が開発したニューロチップに関して網羅的にそれらの概要を紹介する。

2. ニューロチップ開発動向

1980年代後半から米国の大学や研究機関などを中心にニューロチップの開発が活発化した。当初は、ニューロンやシナプスなど、基本機能の回路動作を検証するためのテストチップが主流で、数ニューロン、数十シナプス程度を集積した小規模なものがほとんどであった。1990年代に入ると、日本の半導体メーカー各社もニューロチップの開発に取り組み始め、数百ニューロン、数万シナプス規模のニューロチップが次々と開発されている。特に最近の傾向として、チップ内に学習機能を組み込んで学習の高速化を図ったり、複数のチ

表1. 開発したニューロチップの諸元

チップ名称	NEURO 1	NEURO 2	NEURO 3	NEURO 4
回路方式	アナログ	アナログ	アナログ	デジタル
ニューロン数	125	336	400	1,000
シナプス数	20,000	56,448	80,000	15,000～768,000（拡張時）
演算精度	6ビット	6ビット	6ビット	24ビット浮動小数点
演算スピード	60 GCPS	1.1 TCPS	2 TCPS	1.2 GFLOPS(600 MCPS)
学習スピード	4 GUPS	28 GCUPS	80 GCUPS	60 MCUPS
消費電力	1.5W(max.)	3.0W(max.)	4.5W(max.)	7.1W(max.)
チップサイズ	13.0×13.0(mm)	14.5×14.5(mm)	14.5×14.5(mm)	17.4×15.4(mm)
使用プロセス	1.0 μ mCMOS	1.0 μ mCMOS	0.8 μ mCMOS	0.5 μ mCMOS
搭載機能	オンチップ学習機能	オンチップ学習機能 マルチチップ拡張機能	オンチップ学習機能 マルチチップ拡張機能 荷重値リフレッシュ機能	二方式拡張機能 制御・変換ユニット内蔵 マイクロプログラム可能 学習高速化機能
発表学会	'90 Symp. on VLSI Circuits ⁽¹⁾	ISSCC'91 ⁽²⁾ IJCNN'93 ⁽⁴⁾	ISSCC'92 ⁽³⁾	ISSCC'94 ⁽⁵⁾

注 ISSCC : International Solid-State Circuits Conference

IJCNN : International Joint Conference on Neural Networks

FLOPS : Floating-point Operations Per Second

CPS : Connections Per Second

CUPS : Connections Update Per Second

ップを接続して大規模なニューラルネットを表現できるようにした、実用を強く意識したニューロチップの発表が注目を集めている。

今までに、様々な回路方式のニューロチップが開発されているが、当社では高速性・高集積性に優れたアナログニューロチップと、学習モデルやネットワーク構造表現などの柔軟性に優れたデジタルニューロチップの双方を開発している。それぞれの概要を表1に示す。次章以降、それぞれについて要点を説明する。

3. アナログニューロチップ

アナログ回路によれば、ニューラルネットの演算に必要な積演算を少ない素子数で実現でき、電流加算によって総和演算を実行できることから、大規模な並列処理回路を容易に実現できる。この大規模並列処理構成は、高速演算・高速学習に有効なだけでなく、ニューラルネットの連続時間ダイナミックスとの整合性が良く、自己組織化など多くのニューロ特有の機能を容易に再現できる。特に並列処理による学習機能を半導体チップ上に実現することにより、チップ上でアナログ回路特有の素子パラメータのばらつきやプロセス変動による演算結果の不均一性、さらに部分的な素子不良などによる

機能不良を、ある程度自己補償できることは有益である。この自己補償機能によって製造歩留りを向上させることができ、製造コストの低減効果がある。

3.1 基本回路

図1と図2は、ポルツマンマシンの近似学習則を実現するシナプス回路とニューロン回路である。シナプス荷重値をキャパシタの蓄積電荷量で表現し、チャージポンプ動作によって蓄積電荷量を増減させるコンパクトな荷重修正回路と、簡単な論理ゲートで構成される学習制御回路を考案したことによって、 $55\mu m$ 角のシナプス回路を実現することができた。

ニューロン回路は、図2に示す共通入力ノードで電気的に接続されたシナプス回路の出力電流を瞬時に総和演算(キルヒホフアダー)し、コンパレータ(Comp)によって非線形変換する構成になっている。

また、各ニューロンごとに属性(入力、隠れ、又は出力ニューロン)と教師データを二つのレジスタ(SR(P), SR(T))に保持し、各属性に従って、セレクタ(SEL 1)で Comp の出力(内部活性値)又は教師データ(クランプ値)のどちらかを選択して出力することでニューロンの学習制御を実現している。ポルツマンマシンのシミュレーテッドアニーリングは、Comp のしきい値電圧 V_{ref} を減衰振動させることで疑似的に実現できる^{(1)~(3)}。

3.2 規模拡張機能

大規模なニューラルネットを実現するために、複数のチップを相互接続して規模拡張が実現できる拡張機能は、ニューロチップにとって重要な機能の一つである。そこで、一つのニューロン機能を複数のチップ上に分散表現する、新しいチップアーキテクチャを考案した。この分散機能表現方式によって拡張時の接続線数を半減するとともに、拡張に伴うスピード低下を無くすことに成功した⁽²⁾。実際の拡張システムで問題になる、チップ間接続線間に寄生する抵抗、容量、インダクタンスなどの不良因子は、各チップの学習機能(自己補償機能)によってある程度吸収されることが確認されている⁽²⁾⁽⁴⁾。

3.3 アナログニューロボード

18個のアナログニューロチップ(NEUR 02)を搭載したアナログニューロボードを試作した⁽⁴⁾。図3にボード写真を、図4にその構成をそれぞれ示す。このボードでは、一つのニューロン機能を6か所のチップ上に分散して表現することでチップ拡張時の速度劣化を防いでいる。したがって、このボードは、1,008ニューロン($336 \times 18 \div 6$)

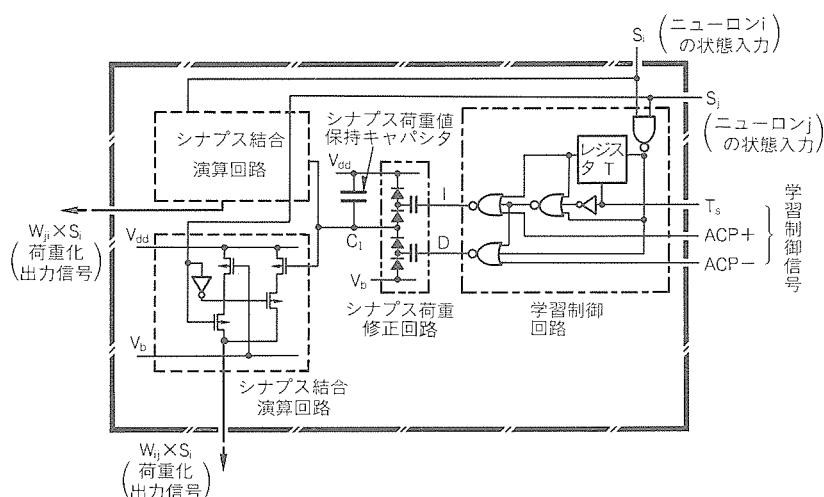


図1. シナプス回路

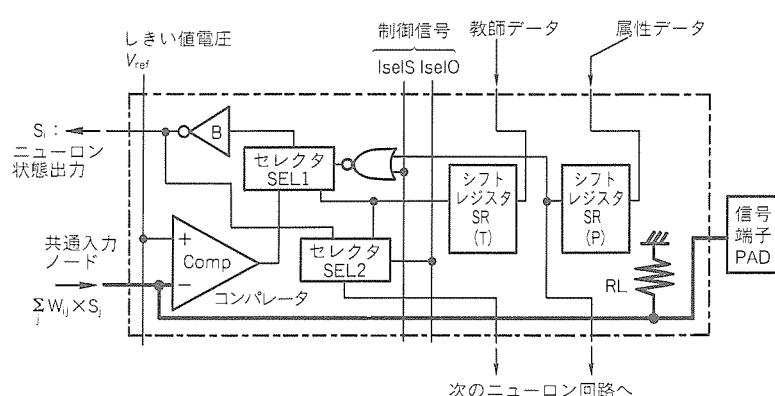


図2. ニューロン回路

と 1,016,064 シナプス ($56,448 \times 18$) で構成するニューラルネットを実現しており、ニューラルネットの基本演算を 1 秒間に 20 兆回 ($= 2 \times 10^{13}$ 回) 実行できる。この高速処理性能は、すべてのニューロンとすべてのシナプスが同時に演算処理を行う 100 万を超える超並列処理に加え、チップ拡張による速度低下を生じない分散機能表現方式の導入によって実現された。現状のワークステーションと比べると、演算精度では 6 ビット程度と劣るが、速度性能では 100 万倍以上高速である。3.5M バイトの SRAM に学習用教師データ、連想用入力データ、そして連想結果の出力データを、一時的に格納

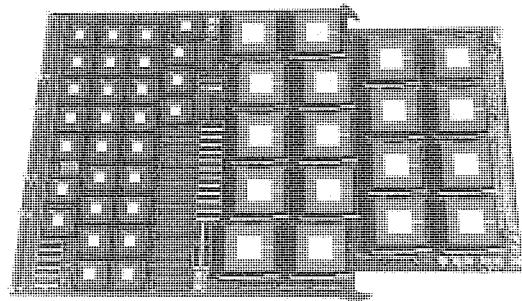


図 3. アナログニューロボード写真
(ボードサイズ : 33.7cm × 55.0cm)

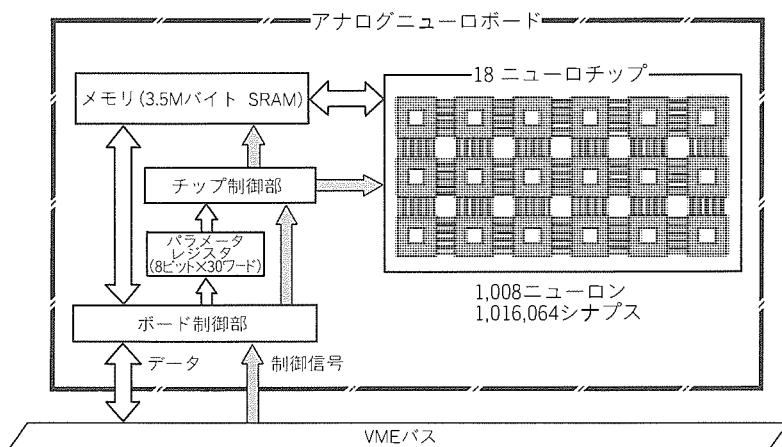


図 4. アナログニューロボード構成

する構成にすることで、アナログニューロチップの高速性を損なわない制御を実現している。

3.4 高速リフレッシュ方式

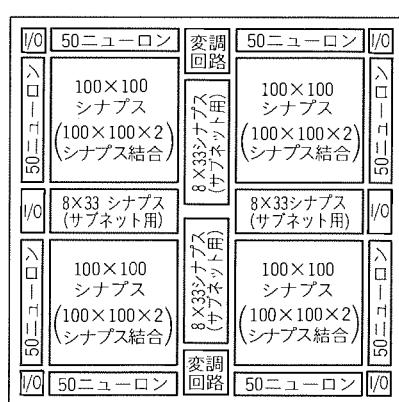
このアナログニューロチップは、シナプス荷重値をキャパシタの蓄積電荷量で表現することで、バイナリディジタルデータ保持方式に比べて 20 倍以上の高集積を実現している。しかし、電荷リークによって荷重値は、時間経過とともに変動する問題がある。学習後長時間の処理が必要な場合は、何らかの定期的な蓄積電荷のリフレッシュ操作が必要となる。そこで、大規模なニューラルネットを精度良く高速にリフレッシュするために、マクロリフレッシュ方式を開発した⁽³⁾。

このマクロリフレッシュ方式は、リフレッシュ専用にサブネットワーク (SN) を導入し、ランダムに想起させたマクロ状態 (各ニューロン状態の組合せで表現されるネットワークの状態) が記憶すべきか否か (学習したものか否か) を判別させ、記憶すべきと判断した場合には、その記憶が深まる方向に、またそうでない場合には記憶が薄れる方向に、荷重値の修正を全シナプス同時に実行する回路構成で実現されている。この操作を定期的に繰り返すことで、学習した記憶が効果的に保持できることが確認されている⁽³⁾。

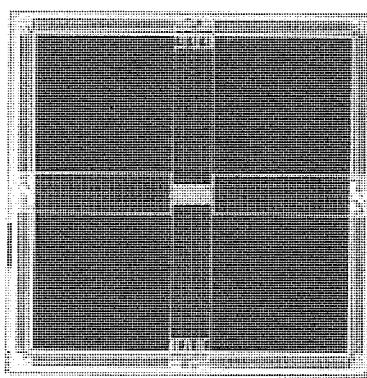
この方式によれば、従来の方式ではシナプス数に比例していたリフレッシュ時間がシナプス数の平方根に比例するので、ニューラルネットが大規模になるほど、その有効性は更に高まることになる。図 5 に最新のアナログニューロチップ (NEURO 3) のチップ構成(a)とチップ写真(b)を示す。

4. ディジタルニューロチップ

アナログニューロチップは、テラ CPS オーダーの高速処理と 100 万シナプス規模の高集積を実現できる一方、演算精度が 5 ~ 6 ビット程度と低い。また、ネットワーク構成や学習モデルの表現がハード的に固定されているの

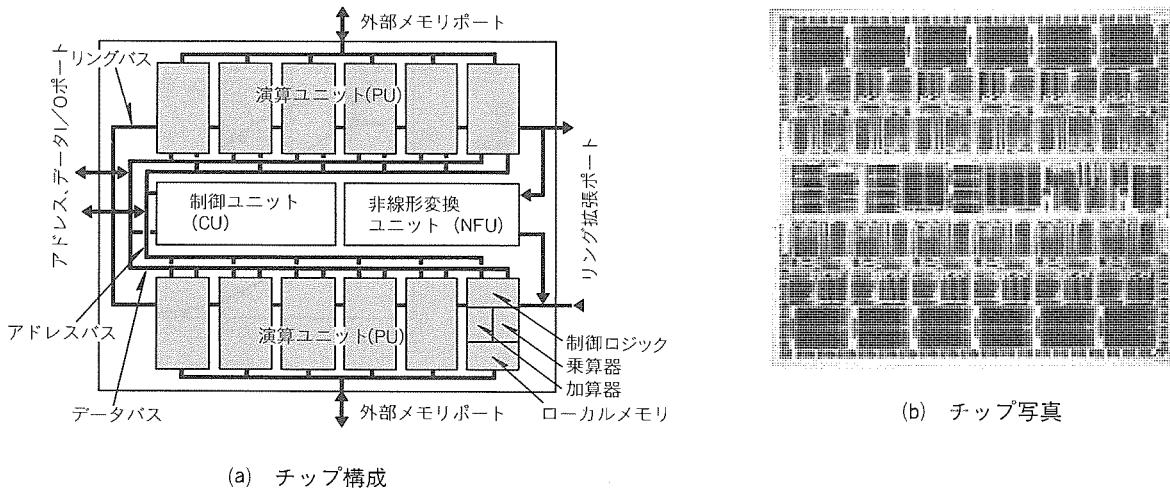


(a) チップ構成



(b) チップ写真

図 5. アナログニューロチップ NEURO 3⁽³⁾

図6. 汎用ディジタルニューロチップNEURO 4⁽⁵⁾

で、様々なニューラルネットモデルに柔軟に対応できない。そこで、我々はアナログ方式では実現することが難しい高精度演算、高汎用性のニューロチップをディジタル回路で実現した⁽⁵⁾。図6にそのチップ構成(a)とチップ写真(b)を示す。

このディジタルニューロチップは、24ビット浮動小数点表現を採用し、精度やダイナミックレンジ等の数値表現上の制約を大幅に緩和している。また、浮動小数点乗算器と浮動小数点加算器そして24ビット×1.28Kワードのローカルメモリをそれぞれ12個ずつ1チップに集積したこと、1.2GFLOPS(50MHz動作時)の演算速度を実現した。さらに、制御ユニットと非線形変換ユニットを内蔵することで多様なモデルを容易にプログラム表現することができ、チップ外部に制御回路や演算器を新たに設ける必要がなくなったことで機器への組込みを容易にした。

4.1 非線形変換ユニット

非線形変換は、ニューラルネットワークにおいて、ニューロンのしきい値処理機能を行う要素として、重要な役割を果たしている。この非線形変換を浮動小数点演算を基本とするハードウェアで効率的に実現するため、図7に示す回路構成を採用している。非線形関数は、入出力の指数部が一定の領域にロックアップテーブルとして格納されており、非線形変換の入出力に一定のオフセット値を加算することによって変換が実行される。

この方式は、入出力値の指数部を直接デコードする操作が不要となり、仮数部の精度を最大限に利用できるため、指数部の操作に起因するまるめ誤差等の影響を可能なかぎり排除できるメリットを持っている。これらの演算はパイプライン処理され、1クロックでの高速なスループットが実現されている。関数テーブルは、バンク切替えにより、複数の非線形変換が可能である。例えば、バックプロパゲーション学習において誤差逆伝搬に必要なシグモイド関数の微分係数も同時に表現できるため、極めて有効である。

また、確率的動作の必要なモデルの実現のため、振幅可変なノイズ発生器も加えられており、温度係数を変化させるこ

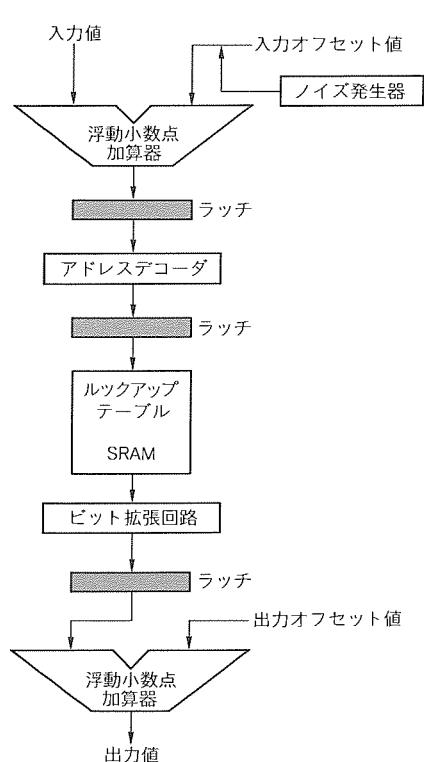


図7. 非線形変換ブロック図

とにより、アニーリングも実現可能である。ノイズ発生器は、シフトレジスタを基本として、特定のタップの出力を排他的論理和を通してフィードバックをかける構成を採用している。

4.2 学習高速化回路

このチップは、ニューラルネットの演算処理のうち、最も時間のかかる学習演算処理を高速に実行できる学習高速化回路を新たに開発して搭載している。我々は、通常のバックプロパゲーション学習処理において、図8に示すように多数の無駄な荷重値修正処理、つまりほとんど学習効果に寄与しないわずかな数値の修正が多く含まれていることに着目した。学習が進むにつれ、有効演算が減少し、無効演算が増加することが分かる。図中のI-H-Oはそれぞれ、入力層、中間層、出力層のニューロン数を示している。これらの無視できる処

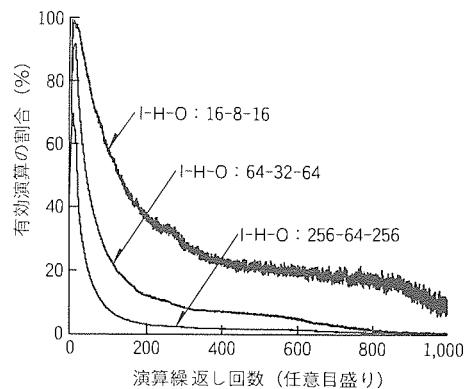


図8. 有効演算の経時変化

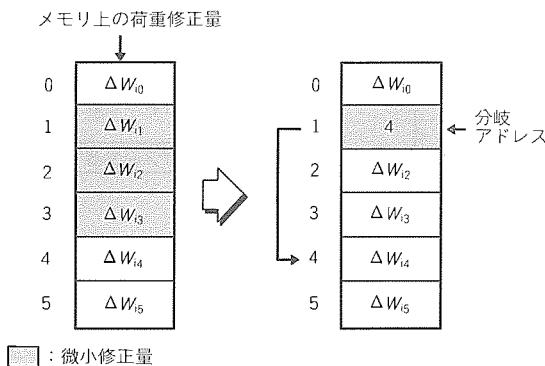


図9. 微小修正演算削減機能

理を取り除く方法として、図9に示した微小修正演算削減機能で微小修正量のかたまりを検出して、それを飛び越すための分岐アドレスを記憶させることで、学習動作に寄与しない処理を省略する回路構成を考案した。この学習高速化回路による学習の高速化効率は、図10に示すように学習収束を判定する許容学習誤差によって異なるが、許容する学習誤差が小さい、つまり性能の良いネットワークほど、また大規模なネットワークほど演算削減効果は高くなり、3万シナプスを超える大規模なネットワークでは約70%の無駄な処理を削減することができる。これは約3倍の速度向上を意味し、3.6GFLOPSの演算速度性能に匹敵する。

4.3 規模擴張機能

このチップには、2方式の規模拡張機能が搭載されている。一つは、図11(a)に示した外部メモリ拡張機能である。2本の拡張用ポートを通じ2組の外部メモリにアクセスでき、1チップ当たり最大768Kシナップスまで規模拡張できる。もう一つは、図11(b)に示したチップ拡張機能である。各チップを1組の入出力ポートを通じ環状接続することで、理論上140万チップまでの拡張ができる。この方法は、演算器の数が増加するので規模拡張と同時に演算速度も増大する。

例えば、4チップと12Mバイトの外部メモリを搭載したボード1枚で、400万シナプスのネットワークモデルを表現することが可能である。

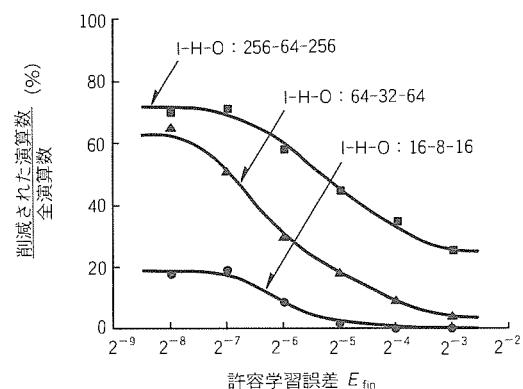


図10. 学習高速化回路の効率

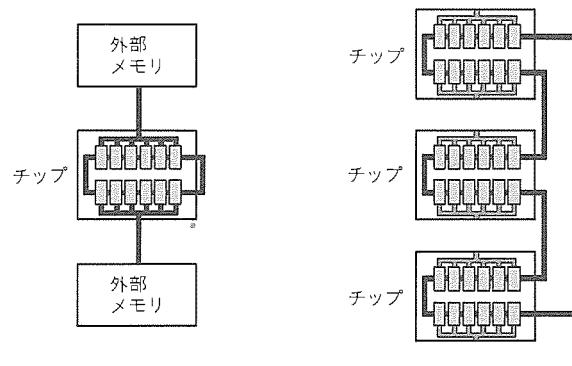


圖11 超模拉張機能

5. ニュ一口チップ応用開発環境

ニューロチップを使った情報処理システムの構築には、使いやすい開発環境の提供が大切である。この節では、我々のニューロチップ応用開発環境をハードウェアとソフトウェアの画面から紹介する。

5.1 ディジタルニュー日赤ボード

まず、ハードウェア環境として、デジタルニューロチップを4個搭載したニューロボードを開発した。インターフェースにVMEバスを採用しているので、汎用ワークステーションへ簡単に接続できる。また、浮動小数点フォーマット変換回路(IEEE標準32ビットフォーマット \leftrightarrow 24ビットフォーマット)をボード上に搭載し、ソフトウェアでのフォーマット変換を不要にした。加えて、2バンクのバッファメモリ(各2Mワード)を使い、データ転送と演算処理を並列化し、転送待ち時間が少なくなるよう工夫している。

このボードは1枚当たり2.4GFLOPS(25MHz動作時)の演算性能を持つ。ボードを12枚利用したシステムの総合性能は28.8GFLOPSに達し、大容量データの処理効率を大幅に改善できる。例えば、従来ワークステーションで数時間要したLSIマスクパターン照査が、10分程度で終了できることになる。

5.2 ソフトウェア環境

次に、ソフトウェア環境について触れる。我々の開発して

いるソフトウェアは、二つの柱から構成されている。一つは、既存プログラミング言語(C言語等)からの利用を想定したライブラリ関数群である。例えば、ニューロアルゴリズムのコア部分(フィードフォワード処理、バックプロパゲーション処理)をライブラリ化しておき、ワークステーション上のプログラムから呼び出して利用する。ニューロ以外にもベクトル内積や最大値検出等の汎用並列処理ライブラリも順次開発する予定である。

二つ目の柱は、ニューロチップ用コンパイラである。これはチップ単体での動作プログラムに利用し、機器組込み用途に対応することを目的としている。

6. む す び

ニューロ情報処理の有用性が実験室レベルで実証され始めてから10年が経過した。いよいよ実用の世界で、ニューロ情報処理技術の活用が図られようとしている。ニューロチップは、その実用化・普及のキーデバイスとして、新しい情報処理分野の可能性を切り開く重要な道具又は媒体として期待されている。我々は、時代のニーズに則したニューロチップ製品の開発に注力していくつもりである。

今後、高機能ニューロ情報処理装置を実現する場合の課題として、時分割によって大規模回路網を表現する場合に問題になるシナプス荷重値の高速設定方式、また構造の異なる複数の回路網で構成される大規模複合回路網の効率的時分割表現方法などが挙げられる。複合回路網の構造を自己組織化できるアルゴリズムとそれを時分割表現の回路網で効率良く表現できる機構の開発が必要である。膨大な数のシナプス荷重値を設定するための知識情報表現方法とそれを圧縮して効率良く保持する方法は将来の人工頭脳実現には欠かせない技術である。シナプス荷重値を設定するための知識情報表現方法とそれを圧縮して効率良く保持する方法は、将来の人工頭脳実現には欠かせない技術である。

シリコンによる人工頭脳の実現を最終目的としてニューロチップの開発を進める過程で、数多くの産業的に有意義な成

果が創出されていき、それぞれの成果が相互に作用しながら新しい技術分野の創出が活発に起こるものと期待している。

最後に、VLSIニューロチップの開発において製造及び試験で始終、指導と支援をいただいた関係者各位に、深く謝意を表する。

参 考 文 献

- (1) Arima, Y., Mashiko, K., Okada, K., Yamada, T., Maeda, A., Kondoh, H., Kayano, S. : A Self-Learning Neural Network Chip with 125 Neurons and 10K Self-Organization Synapses, Symposium on VLSI Circuits '90, Digest of Technical Papers, 63~64 (1990)
- (2) Arima, Y., Mashiko, K., Okada, K., Yamada, T., Maeda, A., Notani, H., Kondoh, H., Kayano, S. : A 336 Neuron, 28 K Synapse, Self-Learning Neural Network Chip with Branch-Neuron-Unit Architecture, ISSCC '91, Digest of Technical Papers, 182~183 (1991)
- (3) Arima, Y., Murasaki, M., Yamada, T., Maeda, A., Shinohara, H. : A Refreshable Analog VLSI Neural Network Chip with 400 Neurons and 40K Synapses, ISSCC '92, Digest of Technical Papers, 132~133 (1992)
- (4) Murasaki, M., Arima, Y., Shinohara, H. : A 20 Tera-CPS Analog Neural Network Board, IJCN N '93, Digest of Technical Papers, 3027~3030 (1993)
- (5) Kondo, Y., Koshiba, Y., Arima, Y., Murasaki, M., Yamada, T., Amishiro, H., Shinohara, H., Mori, H. : A 1.2 GFLOPS Neural Network Chip Exhibiting Fast Convergence, ISSCC '94, Digest of Technical Papers, 218~219 (1994)

光ニューロデバイス

田井修市* 久間和生*
太田 淳*
新田嘉一**

1. まえがき

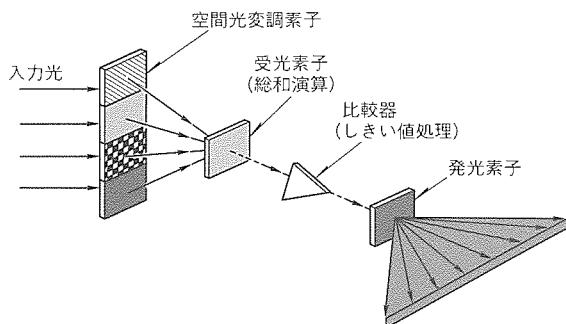
ニューラルネットワークの専用ハードウェア開発のアプローチには、Si-LSI技術と光技術によるものがある⁽¹⁾。Si-LSIでは、数百ニューロン規模のアナログニューロチップ⁽²⁾やこの特集で紹介されている汎用性に優れたディジタルニューロチップなどが開発されており、既に実用レベルにある。

一方、光技術は空間並列性、高密度配線能力、高速性、大容量記憶性、画像の直接入力性などのユニークな特長を潜在的に持っている。これらの特長を有効に生かすことができれば、光技術を適用することによって、LSIをはるかにしの（凌）ぐ規模の超並列・超高速ハードウェアが実現できる⁽³⁾。特に、二次元画像の直接入力／直接処理を行うデバイスは、光の特長を最も有効に利用したものであり、その実現には大きな期待が寄せられている。

本稿では、当社で開発中の光ニューロデバイスのうち、超並列・超高速ハードウェアの実現を目指した光ニューロチップと二次元画像の直接入力／直接処理が可能な人工網膜チップの開発状況を述べる。

2. 光ニューロンと光ニューラルネットワーク

光技術を用いて構成したニューロンのことを、光ニューロンと呼ぶ。光ニューロンは、図1(a)に示すように、空間光変調素子(Spatial Light Modulator: SLM), フォトダイオード(Photo Diode: PD), 比較器及び発光ダイオード(Light Emitting Diode: LED)によって構成される。光ニューロンでは、LEDの発光状態がニューロンの興奮状態に、SLMの光透過率がシナプス荷重に対応している。光ニュー



(a) 光ニューロンの構成

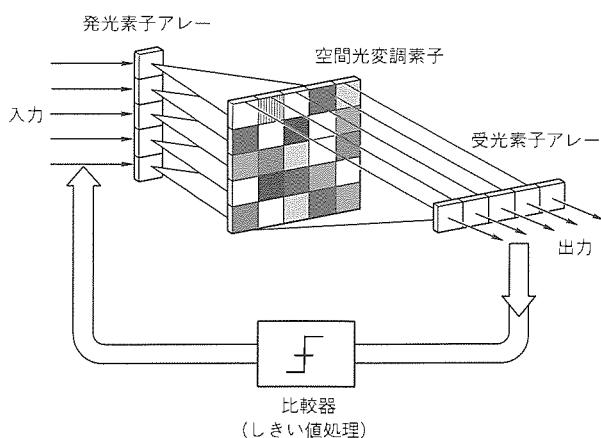
図1. 光ニューロンと光ニューラルネットワーク

ロンではシナプス荷重による重み付けはSLMで、入力信号の加算はPDによって光学的に行われる。一方、しきい値処理のような非線形信号処理は、比較器によって電気的に行われる。

この光ニューロンを図1(b)のように多数組み合わせると光ニューラルネットワークを構成できる。図1(b)の構成により、ニューラルネットワークの基本演算の一つであるベクトルマトリクス乗算が光学的に並列に実行される。例えば、SLMの画素数を $1,000 \times 1,000 = 10^6$ とし、LEDを10MHzで駆動すると、1秒間に 10^{13} (=10T)回の乗算と加算が行える。この光ニューラルネットワークを半導体技術を用いて集積化したものが、後述する光ニューロチップである。

3. 感度可変受光素子

感度可変受光素子(Variable Sensitivity Photodetector: VSPD)は、当社が独自に開発した素子であり、光ニューロチップや人工網膜チップの基本エレメントである。VSPDは図2(a)に示すように、GaAs基板上にくし型のAl電極を形成したMSM(Metal-Semiconductor-Metal)構造の受光素子で、SLMとPD及び記憶素子の三つの機能を兼ね備えている⁽⁴⁾。VSPDに光を入力した状態で感度制御電圧を変化させると、図2(b)に示すように、流れる光電流の大きさは感度制御電圧に依存して連続的に変化する。これはSLMとPDを融合した機能である。VSPDは対称構造のため、感度制御電圧の極性を逆にすれば、図2(b)のように光電流の向きも逆転する。したがって、等価的に負の感度を持

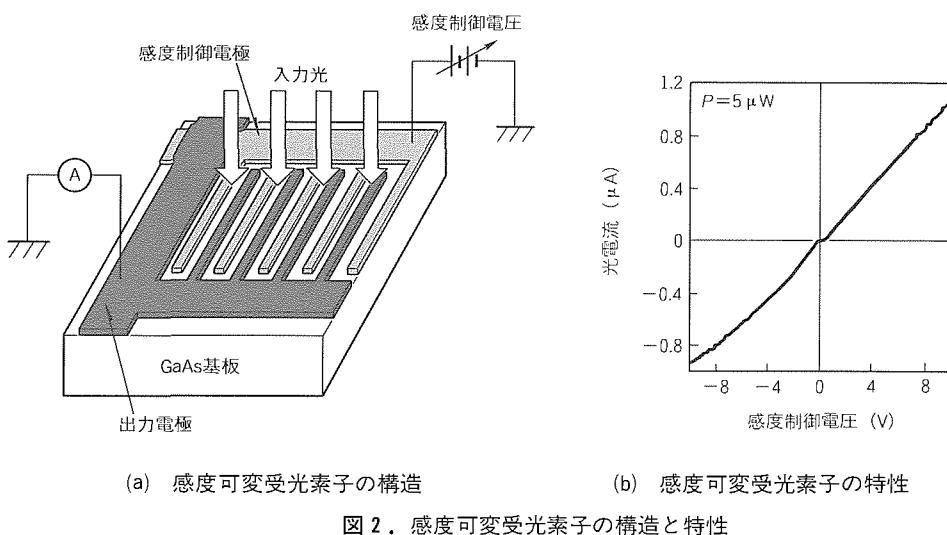


(b) 光ニューラルネットワークの構成

たせることができる。これは、VSPD を光シナプス素子として使用したときに、一つの素子で興奮性と抑制性のシナプス結合を実現できることを示している。なお、VSPD の感度可変の応答性は 10 MHz 以上である。

VSPD に感度制御電圧を加えながら光を入力すると、入力光強度と感度制御電圧の積に相当した光検出感度が VSPD の内部に記憶される⁽⁵⁾。これは、Al 電極と GaAs とで構成されるショットキー界面の不純物準位に光によって励起されたキャリアが捕獲され、内部電界が発生するためである。記憶された情報は、光を入力するだけで読み出すことができる。この機能は人間の脳のように、学習（シナプス荷重の更新）と記憶が同一の素子で実現できることを意味し、外部メモリが不要な大規模ネットワークの構築を可能とするものである。

4. 光ニューロチップ



(a) 感度可変受光素子の構造

(b) 感度可変受光素子の特性

図 2. 感度可変受光素子の構造と特性

光ニューロチップは、帯状の LED の一次元アレー上に VSPD の二次元アレーを立体的にモノリシックに集積したものである。その構造を図 3 に示す⁽⁵⁾。x 方向に LED のアドレス電極、y 方向に VSPD のアドレス電極が配線されている。光ニューロチップでは、ニューロンの興奮状態が LED の発光パターンに、シナプス荷重が VSPD の光検出感度に対応する。前述したように、VSPD は SLM と PD の機能を兼ね備えているため、図 4 の光ニューロチップでは図 1(b) とは異なり、SLM は不要である。

光ニューロチップを用いた学習システムとして、バックプロパゲーション学習則 (Back Propagation Learning Rule : BP) に基づくパターン分類実験を行った⁽⁵⁾。その学習システム、構成したネットワーク構造及び学習結果を図 4 (a)～(c) に示す。シナプス荷重の変更は、光ニューロチップで行い、しきい値処理、教師信号の制御などは外部のコントローラによって行っている。学習結果は、前述した VSPD の光メモリ機能により、VSPD の光検出感度として記憶されている。ネットワークは、入力層、中間層、出力層がそれぞれ 8, 8, 3 ニューロンのものである。3 層のネットワークを実現するために、32 ニューロンのチップを空間的に 2 分割し、それを入力層から中間層、中間層から出力層のシナプス荷重の更新に用いている。このシステムを、14 種類の 8 ビットの入力信号

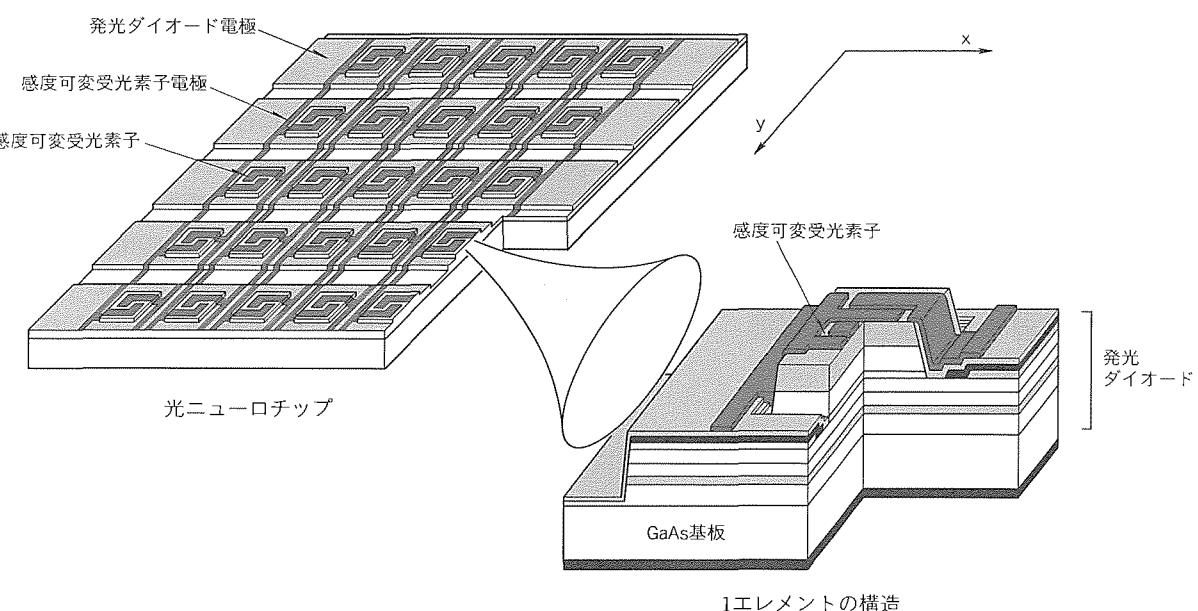


図 3. 光ニューロチップの構造

を3種類のカテゴリに分類するという問題に適用した。その結果が図4(c)である。約120回で学習が収束していることが分かる。なお、チップの応答速度から見積もられた32ニューロンのチップ単体の最高演算速度は10 GCPS (Connection Per Second : CPS, 1秒当たりの演算回数)である。

光ニューロチップは、その光メモリ機能を活用することにより、画像処理にも適用できる。一例として、移動物体検出

への応用を述べる⁽⁶⁾。この場合は、一定の周期の正負の感度制御電圧をVSPDに印加しながら光パターンを照射する。図5に示すように、入力光パターンが移動しているときは、正負の感度制御電圧に相当した情報がVSPDに記憶される。したがって、移動物体の軌跡が光検出感度としてVSPDに蓄えられる。一方、光パターンが静止しているときは、交互に正負の感度制御信号が与えられるため、メモリ値はキャンセルされてしまい、記憶は蓄えられない。記憶情報を読み出すときは、LEDを第1行目から順に点灯させていくべきよい。

図6は、実験結果の一例である。使用した光ニューロチップは、画素数20×20のものである。図6(a)は、一定の感度制御電圧を印加した場合であり、静止物体と移動物体の軌跡がVSPDに記憶されている。同図(b)は、正負の感度制御電圧を交互に印加した場合であり、移動物体の軌跡のみがVSPDに記憶されている。

光ニューロチップは、これまでにニューロン数が128個、シナプス数が16,384個、チップ面積6×6 (mm)のものが作製されている。その外観を図7に示す。なお、消費電力、信号のクロストーク、SN比を考慮した見積りによれば、集積可能なニューロン数は2,000個/cm²以上である⁽⁷⁾。

5. 人工網膜チップ

人工網膜チップは、人間の目のような機能を持つ素子であり、画像情報の検出と画像処理を同時にかつ高速に行うことができる。また、一つのチップで画像の検出、輪郭検出、フーリエ変換、平滑処理、パターンマッチング、画像圧縮など様々な画像処理が行えるため、従来のCCD単体では果たし得なかったインテリジェントな画像処理が容易に行えるという特長もある。

人工網膜チップは、図8に示すようにVSPDを二次元アレー状に配列したものであり、一つ一つのVSPDが一つの画素に相当する⁽⁸⁾。VSPDの電極は各行・各列ごとに接続されており、印加される電圧によって1

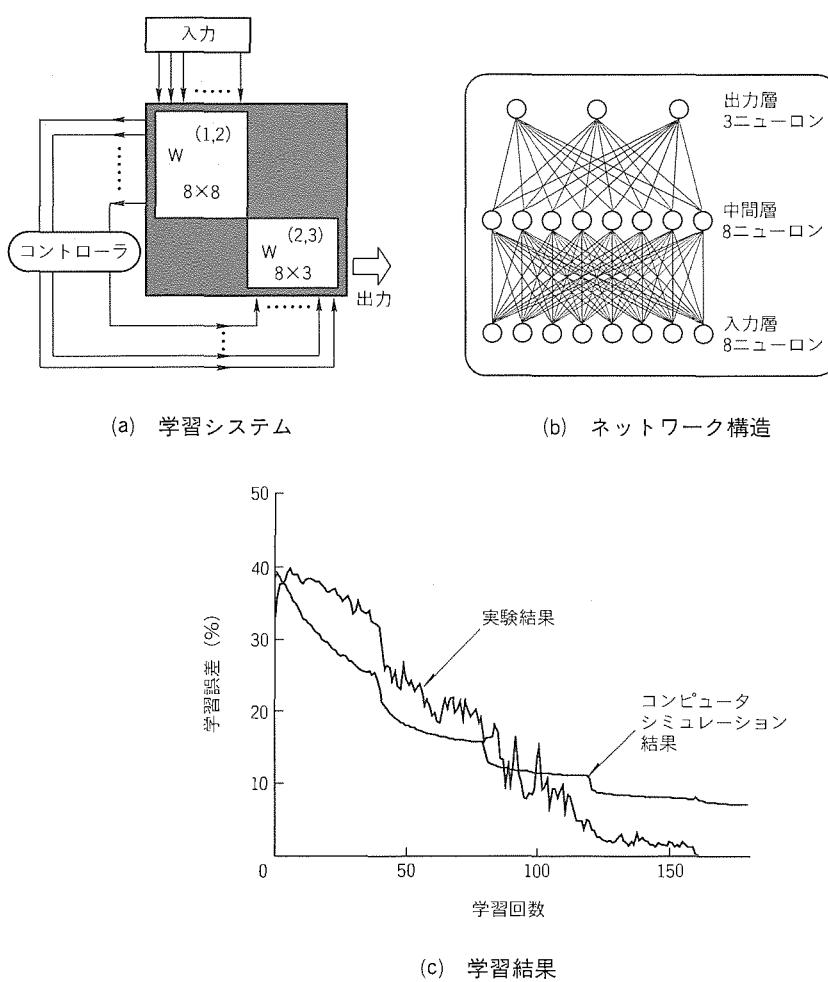


図4. 光ニューロチップによる学習システムと学習結果

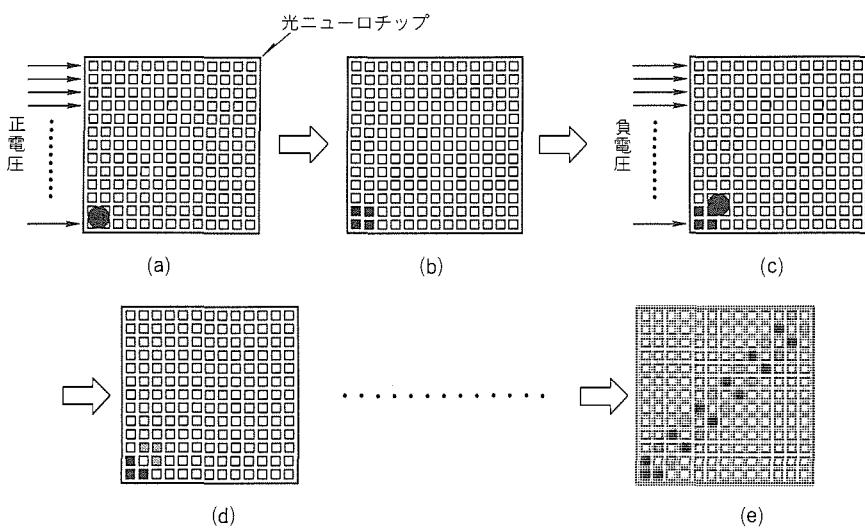


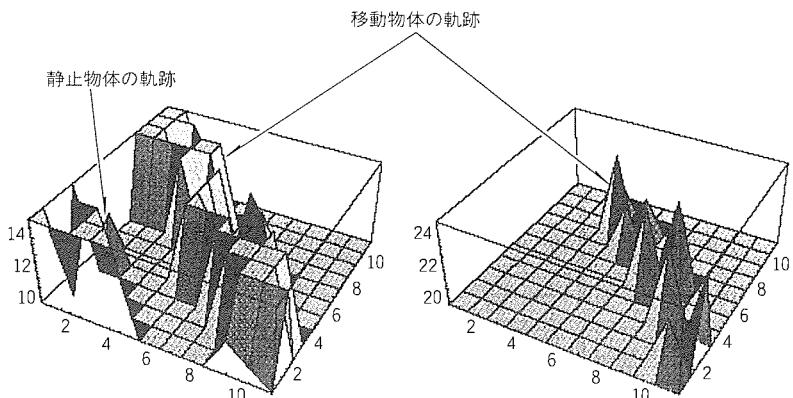
図5. 移動物体検出の原理説明

行づつ光検出感度をアナログ的に正から負まで自由に設定できる。検出された光電流は各列ごとに加算されて出力される。

現在までに、GaAs 基板を用いて画素数 16,384 (128 × 128) 個の人工網膜チップが試作されている。このチップで

は、画像処理に要する時間は約 $400\mu\text{s}$ である。

人工網膜チップによる画像処理機能を図 9 によって説明する。チップへの入力信号は、VSPD の感度制御信号と検出すべき二次元画像情報であり、感度制御信号のパターンを変えることによって、図 9(a)～(f) に示すような様々な画像処理が行える。例えば、図 8(a) のように、最初、感度制御信号を $(1, 0, 0, \dots, 0)$ とし、これを $(0, 1, 0, \dots, 0)$ のように 1 行目から最終行までスキャンすれ



(a) 一定の感度制御電圧を印加したとき

(b) 正負の感度制御電圧を交互に印加したとき

図 6. 移動物体検出の実験結果

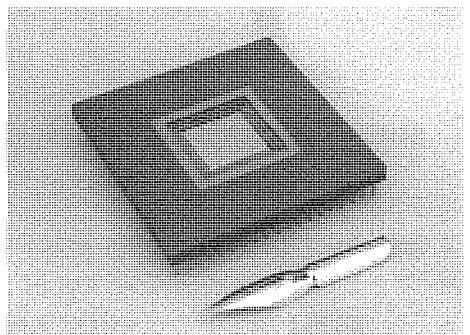


図 7. 光ニューロチップの外観

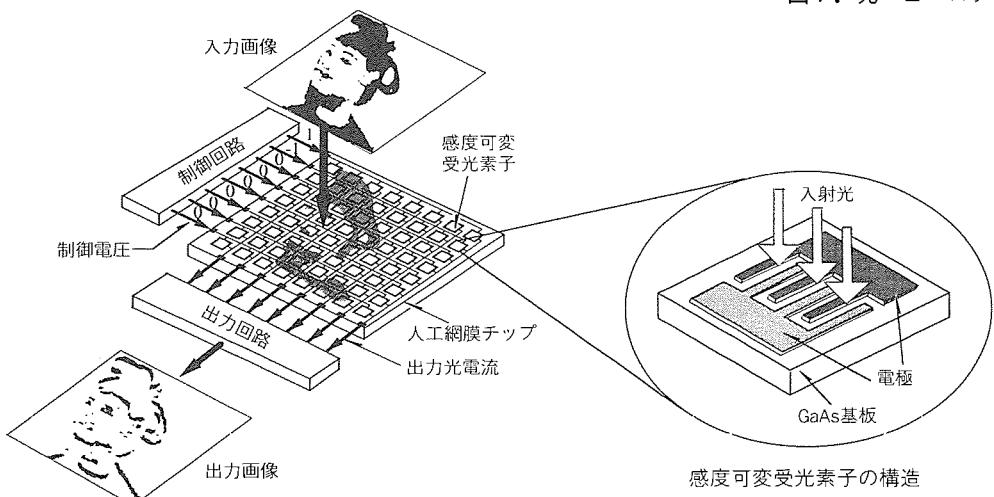


図 8. 人工網膜チップの構造

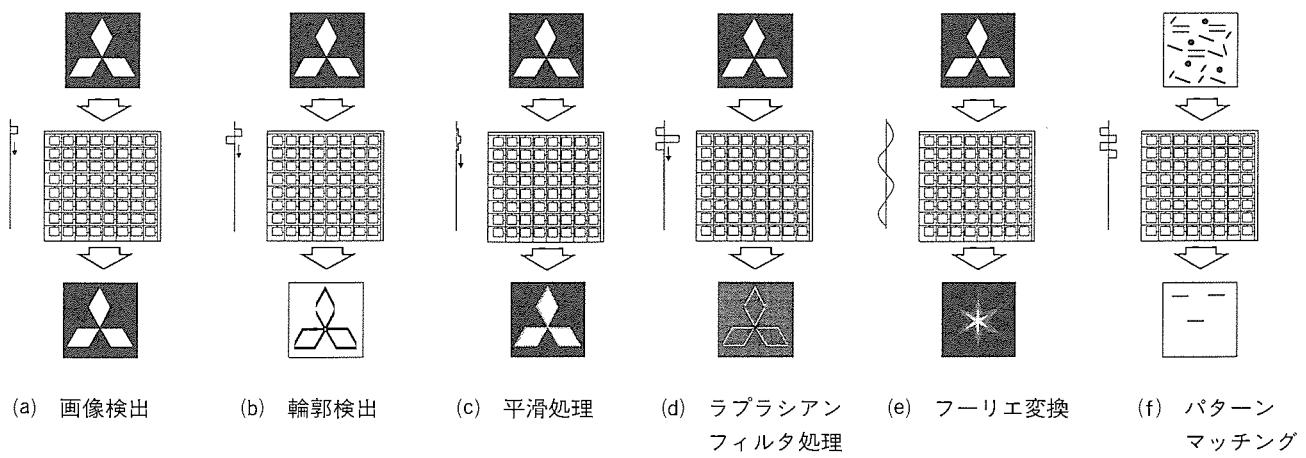


図 9. 人工網膜チップの画像処理例



図10. インテリジェントカメラの外観

ば、CCD カメラと同じように入射画像そのものを取り出すことができる。また、図 9(b)のように感度制御信号を 1 と -1 をペアとして $(1, -1, 0, 0, \dots, 0)$, $(0, 1, -1, 0, \dots, 0)$ のようにスキャンすれば、入射画像の隣接する行間の差信号が得られるため、画像の輪郭が検出できる。(c) は輪郭をぼかすような信号を加えた場合であり、画像の平滑処理や雑音除去が行える。(d) はラプラシアン状の感度制御信号の場合であり、ラプラシアンフィルタリングが行える。(e) は正弦波状の感度制御信号の場合であり、入射画像のフーリエ変換が得られる。(f) は適当なコードの感度制御信号を加えて、複雑な画像の中から指定した画像を取り出すパターンマッチングの例である。これら以外にも感度制御信号をいろいろと工夫することにより、様々な画像処理を行うことができる。

この人工網膜チップ(画素数: 128×128)と信号処理回路、ビデオ信号生成回路、コンピュータとの I/F 回路などを内蔵したインテリジェントカメラを試作した⁽⁹⁾。その外観写真を図 10 に、画像処理結果の一例を図 11 に示す。カメラの寸法は、 $170 \times 170 \times 320$ (mm) であるが、回路の集積化によって小型化は可能である。このカメラを用いれば、上述した画像処理を動画像に対してリアルタイムで行える。

6. む す び

以上、当社で研究開発中の光ニューロデバイスのうちから、光ニューロチップと人工網膜チップの動作原理と処理機能について述べた。光ニューロデバイスは、超並列演算、画像の直接入力／直接処理などに適しているため、将来の超並列コンピュータや超高速画像処理システムなどの実現のかぎ(鍵)を握るものである。今後、実用化に向けて更に研究開発を加速していく予定である。



(a) 原画像

(b) 輪郭検出結果

図11. インテリジェントカメラによる画像処理結果の一例

参 考 文 献

- (1) 久間和生、中山 高：ニューロコンピュータ工学、工業調査会 (1992)
- (2) Arima, Y., Murasaki, M., Yamada, T., Maeda, A., Shinohara, H.: A Refreshable Analog VLSI Neural Network Chip with 400 Neurons and 40k Synapses, IEEE J. Solid-State Circuits, 27, No. 12, 1854 ~ 1861 (1992)
- (3) 久間和生：光ニューロチップ、応用物理、62, No. 1, 32 ~ 35 (1993)
- (4) Nitta, Y., Ohta, J., Tai, S., Kyuma, K.: Variable Sensitivity Photodetector using Metal-Semiconductor-Metal Structure for Optical Neural Networks, Opt. Lett., 16, No. 8, 611 ~ 613 (1991)
- (5) Nitta, Y., Ohta, J., Tai, S., Kyuma, K.: Optical Learning Neurochip with Internal Analog Memory, 32, No. 8, 1264 ~ 1274 (1993)
- (6) 新田嘉一、太田 淳、田井修市、久間和生：光ニューロチップによる動体検出、平成 5 年秋季応用物理学会講演予稿集、No. 3, 29a-E-10, 888 (1993)
- (7) Ohta, J., Nitta, Y., Kyuma, K.: Dynamic Optical Neurochip using Variable Sensitivity Photodiodes, Opt. Lett., 16, No. 10, 744 ~ 746 (1991)
- (8) Kyuma, K., Lange, E., Nitta, Y.: Optical Neuro-Devices, Optoelectronics—Devices and Technologies—, 8, No. 1, 35 ~ 52 (1993)
- (9) Funatsu, E., Lange, E., Hara, K., Tai, S., Kyuma, K.: An Artificial Retina Chip with 128×128 Pixels, Proc. of the Int. Conf. on Advanced Microelectronics Devices and Processing, 651 ~ 654 (1994)

半導体欠陥検査システム

清水優子*
田中健一*
大窪静孝**

1. まえがき

工場で生産される製品は、その製造工程において何段階かの検査を経て完成する。その中でも目視検査に製品のチェックを依存する度合いは高い。とりわけ、半導体ウェーハのパターンの微細化・高密度化によって、その製造工程における作業者による目視検査はもはや信頼性、作業工数の面で問題があり、検査の自動化が必要である。しかし、半導体ウェーハのような微細なパターンの検査の自動化を考えた場合、技術的に解決しなければならない幾つかの問題がある。

第1に、対象が μm オーダーの寸法であるため、ウェーハを動かして厳密に位置合わせをすることは、非常に難しい。位置合わせさえ確実に行うことができれば、良品パターン（良品チップの画像）と検査パターン（検査されるチップの画像）の差分を取ることで、大部分の欠陥を検出することができる。しかし、位置合わせに必要な精度を満足するようなウェーハ搬送系を低コストで作ることは容易でない。

第2に、半導体ウェーハパターンは繰り返しパターンだけ構成されるのではなく、不規則パターンが大部分を占める。したがって、検査に用いるアルゴリズムは、任意のパターンに適用できるものでなければならない。

第3に、検出しなければならない欠陥が非常に小さいので、良品パターンと検査パターンのわずかな違いを検出できる機能が必要である。

第4に、省力化を図るために、できるだけ多くのウェーハを高速に検査することが望ましい。

これらの問題を解決するために、我々はニューラルネットを応用したパターン認識アルゴリズムを開発し、半導体欠陥検査システムへの適用可能性を検討し、その有効性を実験によって確かめた。その結果について報告する。

2. ニューロ応用パターン認識アルゴリズム⁽¹⁾

2.1 原理

ニューラルネットを応用したパターン認識アルゴリズムを図1に示す。半導体ウェーハの欠陥検査において、良品チップのパターン（画像データ）が見本となるパターンである。このパターンを基準パターンとする。ウェーハの欠陥検査では位置合わせが問題になるということを述べたが、その影響を吸収するために、基準パターンを一つに限定するのではなく、基準位置のパターンとそこから許容できる範囲内で位置

ずれした複数のパターンを含めたパターンの集合を基準パターン集合とする。例えば、基準位置から上下左右方向に1画素の位置ずれを許容する場合は、基準パターン集合は基準位置のパターンと、位置ずれした8個のパターンの合計9個のパターンから構成される。そして、これらの基準パターン集合で張られるベクトル部分空間を作る。この部分空間を特徴パターン空間とし、特徴パターン空間を構成するパターンを特徴パターンと呼ぶ。基準パターン集合に含まれるパターンはすべて特徴パターン空間に含まれるが、ある基準パターンとその隣り合う基準パターンの間に位置ずれしたパターンもこの特徴パターン空間に含まれる。したがって、これらの複数の基準パターンで覆われる範囲内にウェーハを位置合わせできれば、位置ずれに影響されないパターンの認識ができる。この基準パターン集合から特徴パターン空間を生成する過程を記憶過程と呼び、検査の前処理としてこの特徴パターンを求める。

検査のときには、図の比較過程にあるような処理が行われる。まず、検査されるチップの検査パターンを特徴パターン空間に直交射影する⁽²⁾。検査パターンに欠陥がない場合は、そのパターンは基準パターンのいずれかにほぼ等しく、特徴パターン空間に含まれる。しかし、検査パターンに何らかの欠陥があれば、そのパターンは特徴パターン空間には含まれず、欠陥によって特徴パターン空間に直交するベクトルが生じることになる。その直交ベクトルの大きさが基準パターンと検査パターンがどの程度違っているかを表す尺度であり、これを相違度 D として表す。実際の検査では、検査されるチップのパターンはカメラから取り込んだ画像データである

記憶過程

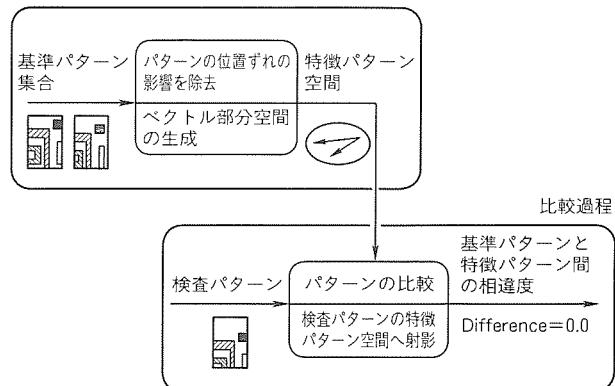


図1. パターン認識アルゴリズム

ので、ノイズや A/D 変換の量子化誤差などの影響で、検査パターンが基準パターンに完全に一致するものでも相違度 D は 0 にはならない場合もある。したがって、適当なしきい値 ϵ を設定し、相違度がしきい値を越えたら、パターンに何らかの異常（欠陥）があると判定する。しきい値は見つけたい欠陥の大きさや、擬似欠陥率（欠陥ではないものを欠陥と判定する割合）を考慮しながら設定する。

2.2 アルゴリズムの特徴

2.1節で述べたパターン認識アルゴリズムは、次の四つの特徴を持つ。

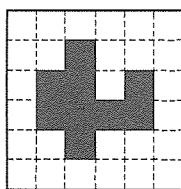
(1) 不規則パターンの比較

このアルゴリズムでは、ビットマップデータや画像データのパターン情報を n 次元のベクトルで表現するので、任意のパターンを取り扱うことができる。

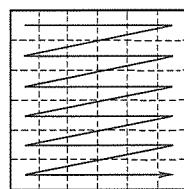
例えば、図2(a)に示すような、 6×6 画素で構成されるパターンを取り上げて考えてみる。このパターンの36画素の輝度値を36次元ベクトル x で表現する。輝度値の並べ方に制約はないが一例として、図2(a)のパターンを同図(b)に示すように、パターンの上から順に右方向に並べてみた。パターンの白の部分の輝度値を0、黒の部分を1とすると、 x は次のように表現できる。

このベクトルの次元(処理するパターンの画素数)は、任意に決めることができるが、設定の仕方によってはこのアルゴリズムで検出できない欠陥が生じる場合がある。それを避けるために、基準パターン集合に含まれる基準パターンの個数とベクトルの次元のバランスを考慮する必要がある。一般に n 次元のベクトル空間には n 個の直交基底ベクトルがある。基準パターンの個数を m 個とすると、特徴パターン空間を構成する直交基底ベクトルとして、 n 個の中の m 個を使用することになる。したがって、残りの $n - m$ 個を欠陥を表すベクトルとして用いることができる。 $n - m$ が大きくなるように n, m を設定すれば、欠陥パターンが特徴パターン空間に含まれる確率が非常に低くなるので、このアルゴリズムを用いて検出できない欠陥も減少する。これから分かるように、パターンの画素数 n を基準パターンの数 m に対して十分大きく取ることが望ましい。

(2) 微小欠陥の検出



(a) パターンの一例



(b) 輝度値の並べ方の一例

図2. 不規則パターンの比較

検査パターンにわずかでも欠陥があると、特徴パターン空間に直交するベクトルが発生し、相違度が生じる。また、欠陥の個数が増加したり欠陥の大きさが大きくなると、それに応じて相違度は比例して増加する。

欠陥の個数と相違度の関係を8種類のビットマップパターンを用いて計算機シミュレーションで調べた。どのパターンも4種類の輝度値(0.0, 0.25, 0.5, 1.0)で構成されており、パターンの大きさは64画素(縦4×横16画素)である。ここでは、各パターンについてそれぞれ上下左右方向に1画素ずらした9個のパターンを基準パターン集合として用いて、特徴パターン空間を生成した。検査パターンは乱数で位置ずれを含むパターンを選択し、それに乱数で指定された位置に指定された個数だけ欠陥を発生させたものを用いた。欠陥の個数を0~10の間で変化させ、相違度の変化を調べた。図3は、シミュレーション結果である。パターンの違いにかかわらず、欠陥の個数が多くなるほど相違度の値は単調に増加している。これから、相違度の大きさを評価することで欠陥の有無を検出できることが分かる。

(3) シフト不变

基準パターンの集合には含まれなかった位置にずれた欠陥のない検査パターンを入力しても、そのずれが位置ずれ許容範囲内であれば相違度は生じない。

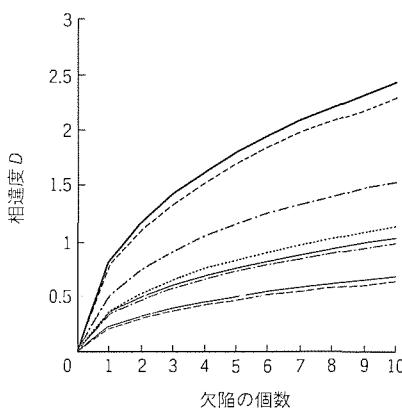


図3. シミュレーション結果

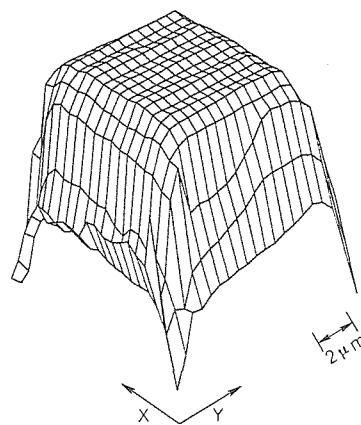


図4. 位置ずれによる影響

パターンの位置ずれがどの程度相違度に影響を与えるかを調べるために、欠陥のないウェーハを用いて評価実験を行った。まず、ウェーハの中の良品チップの画像を CCD カメラで取り込み、取り込んだ画像の縦 8 × 横 128 (1,024 画素)を取り出し、この領域を処理単位(検査の最小単位)とする。基準パターン集合は、基準位置とそこから上下左右方向に ±1, ±2 画素位置ずれした 25 パターンとした。このウェーハを上下左右方向に 0.2 μm ごとに最大 ±8 μm (1 画素 = 約 2 μm) 移動したときの相違度を評価した。図 4 はその結果である。この図は、ウェーハを移動したそれぞれの位置における相違度を表している。表示の関係から上下反転して描かれているので相違度が小さいほど上方に描かれることになる。検査パターンに欠陥がないので、位置ずれ許容範囲内にウェーハがあれば、相違度はほぼゼロとなるはずである。図から分かるように、基準パターンの位置ずれ範囲内(約 ±4 μm)でウェーハが移動した場合は、相違度は小さく保たれており、そこから外れるに従って増大する。図の平たんな四角形の中にウェーハを位置合わせすれば、基準パターンとその隣の基準パターンの間にウェーハが移動しても、位置ずれに影響されることなく検査を行えることが分かる。

(4) 少計算量

このアルゴリズムの計算量は、相関係数を用いてパターンの位置合わせをした後、差分をとる方法に比べて約 1/3 になる。また、パターンを適當な大きさの処理単位に分割して検査することができるので、並列計算によって高速に検査を

行うことができる。

3. 欠陥検査システムの機能と構成

3.1 機能

これまで述べたように、このアルゴリズムは半導体ウェーハ欠陥検査の自動化に必要とされる特性を持つことが分かったが、今回開発する検査システムは、その中でも適用効果が高いと考えられる次の 3 種類の検査を対象とした。

(1) アルミ腐食検査

半導体ウェーハのアルミ部分の腐食によって起きると考えられる微細パターンの欠陥検査を行う。検出すべき欠陥の大きさが小さく、画像の画素分解能が約 □ 1 μm となるため、検査処理する画素数が膨大な量となる。このレベルのパターン検査を行うことができる検査装置は市販されている⁽³⁾が、製造ラインに適用するにはコストが高く、現実的でない。

(2) 現像・写真製版後の検査(現検・写検)

ウェーハ製造時の写真製版工程における現像不良、フォトレジストの塗布むらや、写真製版時のパターンずれの検査を行う。この検査はウェーハ全品種各層ごとに繰り返し行われるので、検査の回数が非常に多く、検査にかかるコストが非常に高い。パターンのずれた層があった場合は、一度その層をはく(剝離)して再度製版することによって良品が得られる。

(3) バンプ品検査

IC のボンディングパッド部分(約 □ 100 μm)のはんだの有無を検査する。現在、作業者の目視検査による全数検査が行われており、欠陥の見逃し率はほぼゼロであるが、車載用チップなどでは、検査の一層の高信頼性と高速処理が要求される。

3.2 構成

図 5 は検査システムの構成を示している。システムは、光学系・機構系・制御系からなっており、光学系は、CCD カメラ、顕微鏡、ストロボ照明で構成されオートフォーカス機能を備えている。機構系は、XY テーブル、θ テーブル、レーザエンコーダ、ウェーハローダ、カセットステージ、マーキング機構などを装備している。制御系としては、画像入力装置、画像処理 CPU としてニューロコンピュータ、制御用 CPU、XY・θ・Z 駆動系、タイミング回路、カウンタ回路で構成されている。また、取り込んだ画像を表示するモニ

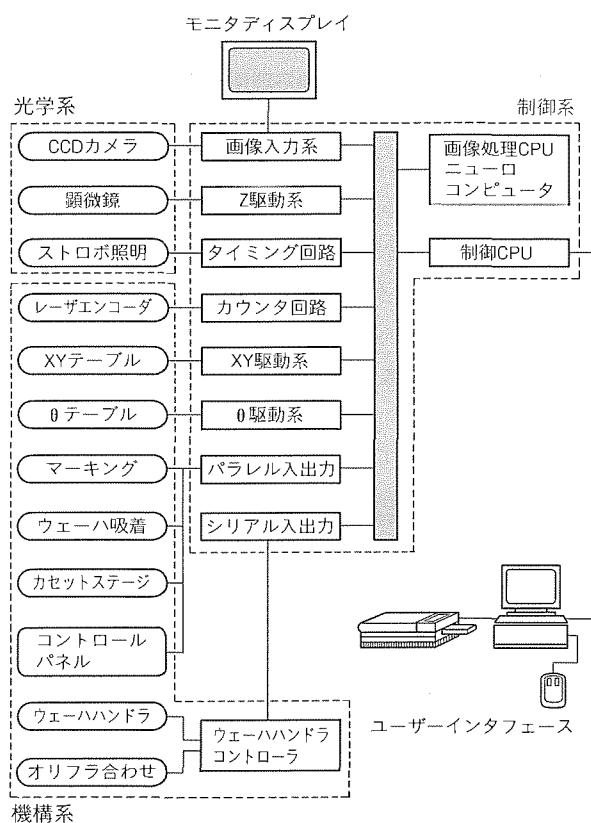


図 5. 検査システムの構成

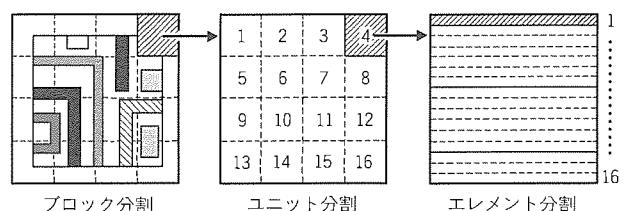


図 6. チップの分割と処理単位

タディスプレイ、検査結果を処理するためのユーザーインターフェースとしてEWS、プリンタを備えている。

3.3 検査処理の流れ

半導体ウェーハの欠陥検査では、画像処理によって微小欠陥を検出するので、必然的に画像の画素分解能は細かくなる。したがって、1チップの画像がCCDカメラの1視野内(縦512×横512画素)に納まらない。例えば、□4mmのチップを例にとって考えてみると、画素分解能□1μmの場合、1チップは64検査視野に相当する。したがって、検査を行う場合は、図6のように1チップの画像を最終的に複数の処理単位に分割して処理単位ごとに検査を行う。まず、チップをブロックに分割する。ブロックは、CCDカメラで取り込んだ1視野に相当し、各種チップのブロックの個数は、チップの大きさと画素分解能によって決まる。次にブロックを縦横4分割して、16個のユニット(縦128×横128画素)に分ける。さらに、このユニットを縦方向に16分割し、16個のエレメント(縦8×横128画素)にする。このエレメントが検査の処理単位となり、1,024画素の処理単位ごとに検査を行う。チップの処理単位への分割方法もここで挙げたものは一例であり、制約はない。

図7に検査処理の流れを示す。まず、検査の前処理として複数の良品チップの画像データを取り込み、その平均画像を基準パターンとする。その基準位置とそこから許容する位置ずれの範囲でシフトした画像で構成される基準パターン集合から特徴パターン集合を求める。

この処理は、各処理単位ごとにあらかじめオフラインで行い、求めた特徴パターン集合は補助記憶装置に保存しておく。基準パターンの個数は、処理時間と許容する位置ずれ許容値を考慮して決める。位置ずれ許容値が増えると、ウェーハ搬送系の位置合わせは容易になるが、その分、特徴パターン集合が大きくなるので、処理時間が長くなる。

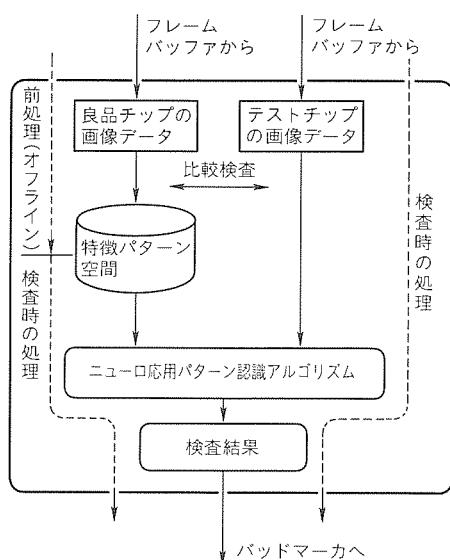


図7. 検査処理の流れ

検査は、前処理で計算した全処理単位の特徴パターン集合をメモリに読み込み、ウェーハを動かしながら検査されるチップの画像データをブロックごとに取り込み、処理単位ごとに相違度を計算し、あらかじめ設定しておいたしきい値と比較する。相違度がしきい値を超えた場合は、欠陥箇所の情報を記憶する。ウェーハ全体を検査した後、パッドマークを打つなど欠陥箇所の処理を行う。

4. 予測性能

このアルゴリズムを用いた場合の検査時間は処理画素数、メモリ容量、画像処理用の計算機の処理能力に依存する。処理画素数が増えると検査時間が比例して増加するが、検査の前処理で求めた特徴パターンをどの程度メモリに記憶できるかによって検査時間が飛躍的に違う。特徴パターンを記憶するメモリが十分ある場合は、前処理で求めた特徴パターン集合を読み込んで、それを参照しながら検査を行う。特徴パターンの容量に比べて基準パターンの容量は少ないので、メモリが足りない場合は、基準パターンの画像データを読み込んで特徴パターンへの変換を行ってから検査処理を行う。基準パターン集合から特徴パターン集合への変換に要する時間は、検査に比べて長いので、特徴パターンをメモリに記憶できる範囲内が検査可能領域といえる。

また、3.3節でも述べたように、位置ずれ許容範囲が広くなると基準パターン集合に含まれるパターンの数が増えるので、特徴パターンの記憶メモリが増加する。これらのこと考慮して最も効率的な検査ができるようにメモリ容量、位置ずれ許容値を設定する必要がある。

この検査システムでは、画像処理用計算機として当社で開発中のデジタルニューロチップを搭載したニューロコンピュータを使用する。このニューロチップの性能については、この特集の“VLSIニューロチップ”を参照されたい。

この検査システムを用いて、9ブロックに分割(縦1,500×横1,500画素)されるチップを、1ウェーハ当たり100チップ抜き取り検査することを考える。その場合、5ロット連続検査したときの1ロット当たりの検査時間は約18分となる。

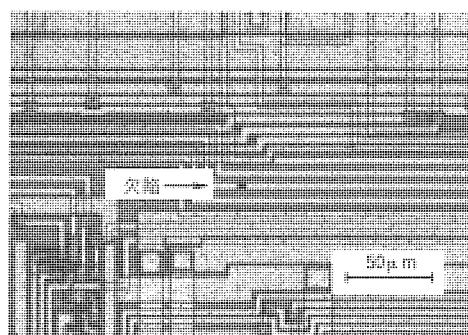


図8. 検査される画像の例

表1. 検査結果

エレメント番号	良品チップの相違度	検査チップの相違度
1	1.044	1.135
2	0.916	1.006
3	1.134	1.212
4	1.263	1.386
5	1.064	1.082
6	0.574	0.573
E	7	0.582
	8	0.797
	9	1.208
	10	1.392
	11	1.298
	12	1.373
	13	1.286
	14	1.162
	15	1.228
	16	1.304
		1.348

5. 欠陥検査実験

検査システムの試作機を用いて、欠陥検査実験を行った。図8は検査されるチップの画像データである。このユニットの中には縦3×横3画素(約 $\square 6 \mu\text{m}$ 程度)のパターン欠陥がある。このユニットを上から順に16個のエレメントに分割して、各処理単位ごとに検査を行う。表1は、その結果を示している。しきい値は、前処理で用いたチップ以外の良品チップの画像データから各処理単位の相違度Dを求め、その1.5倍とした。しきい値を越えた場合はエレメント番号のところにE(エラー)を表示した。パターン欠陥のある処理単位(エレメント番号7番)のところで相違度が大きくなっている、しきい値を越えている。これから分かるように、このアルゴリズムを用いて相違度Dを評価することでパターン中の欠陥を検出できることが分かる。ここに示したのは検査の一例であるが、これ以外の欠陥(引っかき傷、異物、ごみ、パターンずれ、パンプの有無)についても同様に欠陥を検出できることが実験によって確かめられている。

6. むすび

これまで述べたように、ニューロ応用パターン認識アルゴリズムを用いることによって、任意パターンにおける微小欠陥を高速に検出できる検査システムを低価格で提供することができる。今回は、開発したアルゴリズムを半導体欠陥検査システムに適用した事例について紹介したが、他に半導体の開発工程におけるCADデータからマスク作成用データへの変換処理の照査システムにもこのアルゴリズムが適用されている⁽⁴⁾。マスク作成用データとCADデータでは異なった最小単位で配線の位置や幅などの情報が表現されるため、データの変換時に誤差が生じる。この照査システムを用いることによって、丸め誤差の範囲内にあるパターンミスを排除し、改良が必要な真の不具合のみを検出することが可能となった。これまで、照査は技術者の目視に頼っていたが、このシステムを導入することで、CADデータからマスク作成までの開発工期を十分の一に短縮することができ、品質向上を図ることができた。

今後は、この検査システムを用いて、各種検査における性能評価を行い、製造ラインで本格的に使用できるシステムの検討と、このアルゴリズムの他分野への適用も行っていく予定である。

参考文献

- (1) 清水優子、田中健一：神経回路網モデルの目視検査への応用、第37回システム制御情報学会発表講演会講演論文集、591～592 (1992)
- (2) Kohonen, T.: Self-Organization and Associative Memory, Springer-Verlag, 196～202 (1984)
- (3) 目視検査の自動化技術調査委員会：画像処理による目視検査の自動化事例集、新技術コミュニケーションズ (1991)
- (4) 菅野 誠、濱本末雄、田中健一、宗像恒任、森泉幸一：VLSIマスクデータ照査システム、三菱電機技報、68, No. 3, 288～291 (1994)

ニューロ応用の真珠品質評価装置

長田典子* 赤根正樹***
宇佐美照夫* 中嶋紘之***
井田芳明**

1. まえがき

生産工程における検査・計測プロセスの自動化は、1970年代の専用自動装置に始まり、1980年代前半の位置・寸法計測や文字認識などの各種FA機器の開発で最盛期を迎えた。当時のシステムは、人間よりはるかに高速、正確でばらつきが少ない、悪環境でも動作するといった機械のメリットを生かしたシステムであり、実用化が比較的容易であった。しかしその後、知能化などの流れに伴い、人間の知的作業を代替する計測システムの開発が進められているが、実用化に至らない例が多い。これは人間の検査結果との合致率が低い、環境の変化に対するシステム変更が試行錯誤的であるといったシステム開発の手法の問題とされている。

この問題に対し、最近センシング技術の高速化、高精度化、高分解能化、又は学習・適応能力のアルゴリズム化など、要素技術の研究開発が行われている。しかし、システム開発の立場から考えると、熟練作業者の経験や勘(直感的感覺)を機械に移植する技術として、これらの要素技術を実用的な技術として体系化することが重要である。すなわち、熟練作業者が着目する物理要素を解明し、彼らの知識や感覺との関連付けを行う、またそれを現実的に計測可能な物理量に置き換えて装置化するといった切り口で技術開発を行い、トータルの開発コストを効率化することが必要である。

筆者らは、これらを感性計測技術と呼ぶ概念にまとめている⁽¹⁾。これは図1のように、①評価モデルの構築、②新センシング系の構成、③システムの最適化の三つのステップからなる。特に第1ステップで検査対象に対する人間の直感的感覺や対象の物理要素を分析し、評価モデルを構築することを重要なポイントと考えている。

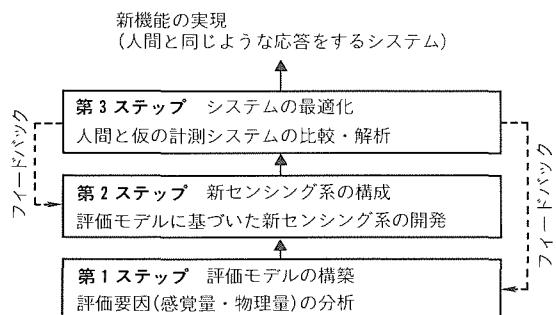


図1. 感性計測技術の概念

一方、ニューラルネットワークについては、学習機能を持つだけでなく、学習によって問題の特性を獲得する、すなわち学習後のネットワークを解析することにより、問題の特性を明らかにできるという性質を持つことでも知られている。この性質を利用して、人間の直感的感覺と物理要素の関係を分析することができる。

現在、筆者らは、感性計測の概念を真珠の品質評価作業の自動化に応用し、田崎真珠(株)とともに研究開発を行っている。この報告では、現在開発を進めている品質評価装置の概要及び第1ステップの解析手法として提案したニューロ感度解析法について紹介する。

2. 真珠品質評価装置の概要

2.1 真珠の品質評価

真珠は独特な色と美しい輝きを持つ宝石で、宝飾品として古くから用いられている(図2)。この真珠が宝飾品として完成するまでには、種々の加工工程を必要とし、工程の各段階で品質評価が行われている。しかし、真珠は厚さがわずか0.3 μm前後という半透明の薄膜が、1,000層以上も球状に重なる真珠層からなり、この多層膜が引き起こす表面反射、表層部の多重反射や干渉等の光学現象が非常に複雑である(図3)。そのため、品質評価の定量化・装置化が難しく、現状では熟練作業員の目視評価に依存している。

真珠の品質は、きず、形状、色彩、照り、色み等と呼ばれるマクロな評価項目についてそれぞれ評価が下され、それら

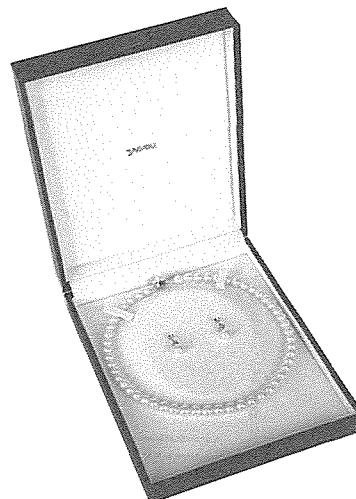


図2. 真珠の宝飾品

を総合したものから最終評価が決まる。しかし、各評価項目はそれぞれ多数の物理要因がかかわっており、評価項目同士も相互にかかわりを持つと考えられている。また、各評価基準も、美しさといった心理量や商品価値などとも関連し、極めて複雑である。例えば、後に述べる色彩評価の場合でも、商品価値に応じてクラスの幅が異なって設定されている。

そうした複雑さにもかかわらず、熟練検査員による品質評価は非常に精度が高い。一般人には識別不可能な二つのクラスの色彩の差を、検査員は識別誤差が最大1クラスで、かつクラスの順序を逆転させて識別することは決してないというほどの、高精度で再現性の高い識別を行っている。

のことから、検査員は個人差を超えた共通の価値基準を内在させていると考えられる。

2.2 装置の概要

図4に真珠品質評価装置の概要を示す。感性計測の第1ステップでは、熟練者の主観評価(専門的な評価)と既存のセンシング系によるセンサ情報を用いて解析を実施し、評価要因の抽出及び評価要因と物理要因の関係付けを行ってデータベース化する。次に、第2ステップでは、第1ステップの解析結果に基づき、評価要因を直接計測する新センシング系の開発を行う。そして、第3ステップにおいて、新センシング系によって得られるセンサ情報とデータベース情報の比較を行い、その結果を第1、第2ステップにフィードバックする。この作業を繰り返していくことによって、データベースの充実が図られるとともに、最適なセンシング系が構築される。

現状では、定量化が比較的容易と考えられるきず及び形状評価については、実用に向けた装置開発を行っている。一方、照り、色み、色彩評価については、第1ステップとして多変量解析法や次に述べるニューラル感度解析などの解析を実施し、熟練検査員の潜在的な評価要因の抽出を行っている。

次章では、ニューラル感度解析法と、これを色彩評価に適用した解析結果について詳しく述べる。

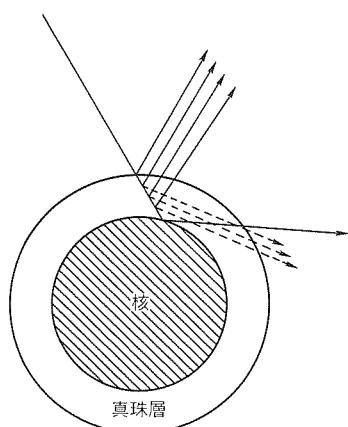


図3. 真珠の光学現象

3. 色彩評価における物理要素の特定

真珠の色彩評価は、評価基準が複雑で高い精度が要求される。しかし、装置化の面からは、できるだけ少ない物理量(センサ)で実現できるのが望ましい。したがって、計測する物理要素の選択は極めて重要である。ここでは、複数の物理量の中から、評価に寄与する物理量を特定する手法として、階層型ニューラルネットワークを用いたニューラル感度解析法を紹介する。また、この手法を用いて真珠の色彩評価における物理要素の特定を行った例について述べる。

3.1 ニューラル感度解析アルゴリズム

階層型ニューラルネットワークモデルは、図5に示すような多数のユニットを層状に結合したニューラルネットワークである。バックプロパゲーション法などの教師つき学習を実行することで、ネットワーク上に望ましい入出力関係を実現する非線形モデルの一種である。感覚的評価のように論理(因果)関係が分かりにくくアルゴリズム化しにくい評価構造を計算機上に移植するのに有効であり、また、問題の特性を学習的に獲得する、すなわち学習後のネットワークを解

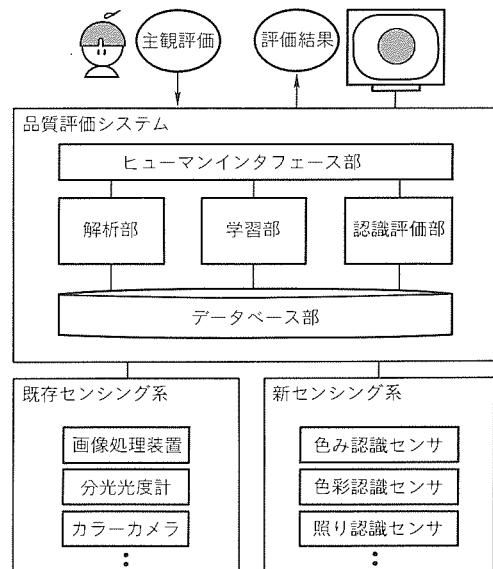


図4. 真珠品質評価装置の構成

入力層 … 第 $L-1$ 層 第 L 層 … 出力層

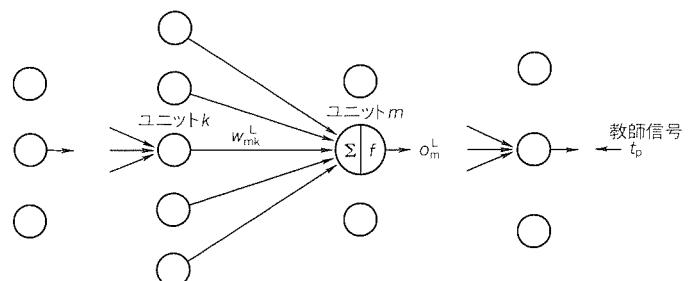


図5. ニューラルネットワークの構成

析することによって問題の特性を把握することができる。

ここでは、この性質に着目し、学習後のネットワークの感度特性から主要な入力要素を特定する。こうした手法については、ネットワーク構造の最適化法として様々な研究が行われている。しかし、これまで提案されている方法は主として中間層の最適化であり、また結合荷重の感度を利用するものがほとんどである。この手法は、入力要素の特定を目的にニューラルネットの入力層の感度特性を利用するところを特徴とする。

3.1.1 入力層に関する感度計算

図5に示すような階層型ネットワークを考える。第L層第mユニットの出力は次式で表される。

$$o_m^L = f(\text{net}_m^L) \quad \dots \quad (1)$$

$$\text{ただし, } \text{net}_m^L = \sum_k w_{mk}^L o_k^{L-1} + \theta_m^L$$

$$\text{net}_m^L = i_m$$

ここで、 net_m^L は第L層第mユニットの入力の総和、 o_m^L は第L層第mユニットの出力、 θ_m^L は第L層第mユニットのしきい値、 f はユニットの入出力関数、 w_{mk}^L は第L層第mユニットと第L-1層第kユニットとの間の結合荷重である。

さて、式(1)を i_j で微分すると偏微分係数は次のように表される。

$$\begin{aligned} \frac{\partial o_m^L}{\partial \text{net}_j^L} &= \frac{\partial o_m^L}{\partial \text{net}_m^L} \frac{\partial \text{net}_m^L}{\partial i_j} \\ &= f'(i_m^L) \sum_k \{ w_{mk}^L f'(i_k^{L-1}) w_{kj}^{L-1} \} \end{aligned} \quad \dots \quad (2)$$

ここで f を

$$f(x) = 1 / \{1 + \exp(-x)\}$$

で表されるシグモイド関数とすると、微分して

$$f'(x) = f(x) \{1 - f(x)\} \quad \dots \quad (3)$$

を得る。

今、ネットワークが3層であるとし、出力層すなわち $L = 3$ における偏微分係数を求めるとき、式(2)、(3)から次式を得る。

$$\begin{aligned} \frac{\partial o_m^3}{\partial i_j} \\ &= o_m^3 (1 - o_m^3) \sum_k \{ w_{mk}^3 o_k^2 (1 - o_k^2) w_{kj}^2 \} \end{aligned} \quad \dots \quad (4)$$

学習終了後のネットワークでは、結合荷重は既知となっているから、第1層(入力層)に適当な入力値を与えると式(4)は計算可能である。したがって、任意の出力ユニットの入力ユニットに関する感度を求めることができる。

3.1.2 寄与要素の特定方法

式(4)を用いて寄与要素の特定を行うアルゴリズムを説明

する。

学習終了後のネットワークにおいて、式(4)を用いてすべての出力ユニットの入力ユニットに対する偏微分係数を求める。次に一つの入力ユニット j に着目し、 j に関して求められた偏微分係数のうちの絶対値が最大のものを選び、この絶対値を入力ユニットの感度特性値 S_j とする。これをすべての入力ユニットに対して求める。

感度特性値 S_j が小さい入力ユニットは、いかなる出力ユニットの出力にも関与しない、つまりネットワークが表現する入出力関係に寄与しないと考えられる。そこでこのような入力ユニットをネットワークから削除する。すなわち、あるしきい値 T について

$$S_j < T \quad \dots \quad (5)$$

を満たす入力ユニット j をネットワークから削除する。もしも式(5)を満たす入力ユニットが存在しないときは、感度特性値の最も小さい入力ユニットを削除する。

残った入力要素についてネットワークを構成し、同様に学習を行う。そして、ネットワークの収束状態が削除前のネットワークと同じであれば、削除は適切であったと考えて、さらに同様の手続きを進める。もし削除前のネットワークより収束状態が悪化していれば、削除された入力ユニットはネットワークの収束に関与していると考えられるので、ネットワークを削除前の状態に戻して終了する。

これらの手続きを繰り返し、最終的に残った入力ユニットを主要な入力要素とする。

3.2 色彩認識ネットワークにおける感度解析

ニューロ感度解析法を応用して、真珠の色彩認識に必要な入力要素を特定する。ここでは、基本的な色彩情報である分光スペクトルに対して解析を行い、認識に寄与する波長域の絞り込みを行う。

3.2.1 ニューラルネットワークの学習

真珠サンプル計100個を用いる。これらは熟練検査員によって色彩(物体色)の違いにより、ホワイト(クラス0)からクリーム(クラス9)まで10段階にクラス分けされている。分光光度計を用いて380~780 nmの範囲を5 nm間隔でサンプリングし、81点の分光スペクトルを測定する。

3層のニューラルネットワークにおいて、得られた分光スペクトル強度を81個の入力ユニットに、クラス分けの結果を10個の出力ユニットに対応させる。出力ユニットに与える教師パターンは、熟練作業員の10段階のクラス分け結果を、クラス p のサンプルに対して、 $t_p = (t_0, \dots, t_k, \dots, t_{M-1})$ 、 $t_p = \{0 (k < p), 0.5 (k = p), 1 (k > p)\}$ のようにベクトル表示する。例えば、クラス3であれば $(0, 0, 0, 0.5, 1, 1, 1, 1, 1)^T$ となる。ここで教師パターンに中間値0.5を設けたのは、熟練作業員のクラス分け精度が±1の誤差であることから、ネットワークに対しても±1の許容誤差を反映させるためである。なお、隠れ層

のユニット数については、ネットワークの規模に応じて最適なユニット数を決める方法がないことから、経験的に一律20個とした。図6にクラス0, 3, 6, 9の分光スペクトルの例を示す。

実験は、Cross Validationの方法を使って認識・評価を行う。つまり10サンプル(各クラス1サンプル)を1セットとした10セットのデータを用意する。学習パターンとして、まず9セット90サンプルのデータを用いて学習を実施して、学習パターンに対する認識結果と、残りの1セット10サンプルの未学習テストデータに対する認識結果を得る。データセットの選び方を替えることにより、最終的に90セット900サンプルの学習パターンの認識結果、及び10セット100サンプルのテストデータの認識結果を得る。

学習は、バックプロパゲーションによって行う。各ネットワークに学習パターンを1,000回ずつ提示し、その時点でのテストデータに対する認識結果を得る。この学習・認識を繰

り返し、テストデータに対する平均2乗誤差が最小値に達したとき(それ以上学習を行うと平均2乗誤差が増加する、すなわち過学習状態になる)で終了する。終了時の認識結果を表1(a)に示す。なお、表において、括弧内の数字は認識誤差を含めず計算したものである。

3.2.2 偏微分係数の計算

次に学習終了後のネットワークの結合荷重を式(4)に代入し、偏微分係数

$$\frac{\partial o_m}{\partial i_j}$$

を算出する。入力値 i_j には、学習パターン(分光スペクトル)をクラスごとに分け、それぞれスペクトル強度の中央値を選び出し、これを入力ユニットの入力値とした。図7に偏微分係数の例を示す。図はそれぞれクラス0, 3, 6, 9の学習パターンの中央値を与えたものである。いずれの場合も、与えた入力値のクラスに相当する出力ユニット(例えば、ク

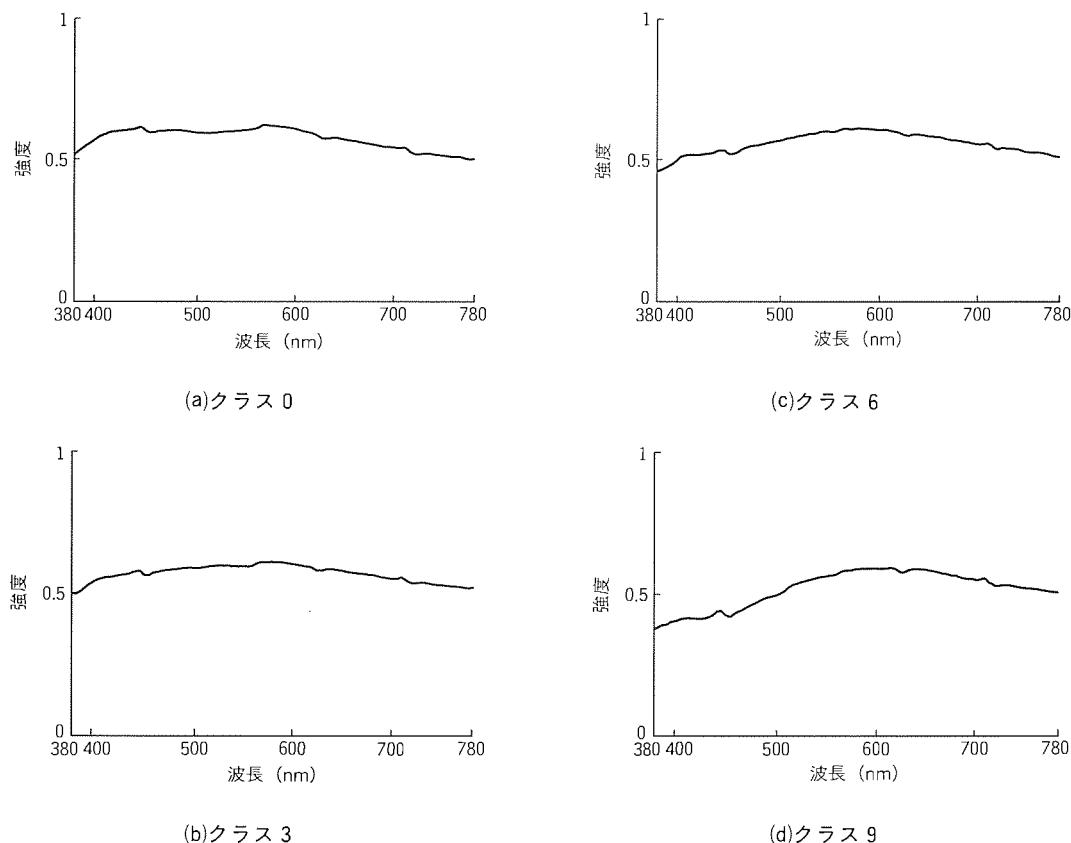


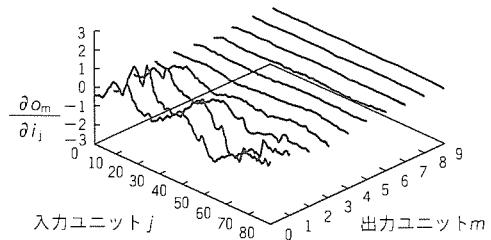
図6. 分光スペクトルの例

表1. 認識結果の比較

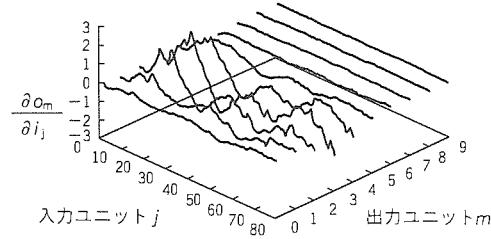
入力層に与えるデータ	学習パターンに対する認識結果		テストパターンに対する認識結果	
	入力ユニット数	平均2乗誤差	認識率 (%)	平均2乗誤差
(a)	81	0.0111	97.4 (67.7)	0.0181
(b)	41	0.0114	97.6 (66.3)	0.0187
(c)	20	0.0113	98.2 (65.0)	0.0180
(d)	41	0.0158	92.8 (51.8)	0.0258

注 認識率欄の数字は、±1クラスの認識誤差を含めて計算したもの。

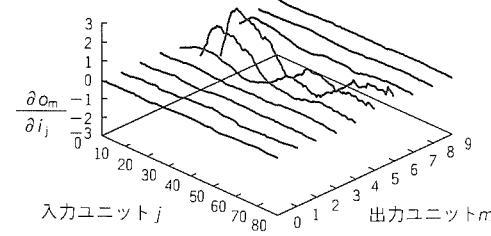
括弧内の数字は、認識誤差を含めず計算したもの。



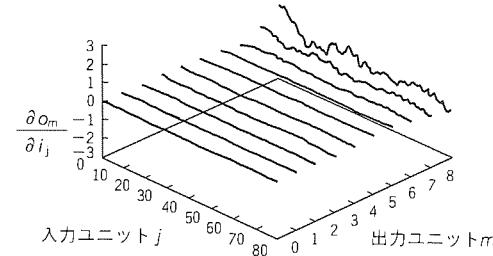
(a) クラス 0 の中央値スペクトルを与えた場合



(b) クラス 3 の中央値スペクトルを与えた場合



(c) クラス 6 の中央値スペクトルを与えた場合



(d) クラス 9 の中央値スペクトルを与えた場合

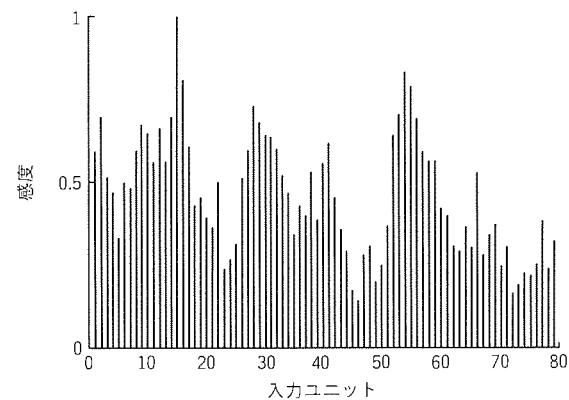
図 7. 入力ユニットに関する偏微分係数

ラス 3 の学習パターンを用いた場合は第 3 出力ユニット) の係数が最も大きい値を示している。これは求められた偏微分係数が、それぞれ与えたデータの近傍の偏微分係数を示すと考えられ、学習が適切に行われたことを表したものといえる。また、それぞれの場合で、感度のピークが数箇所見受けられる。

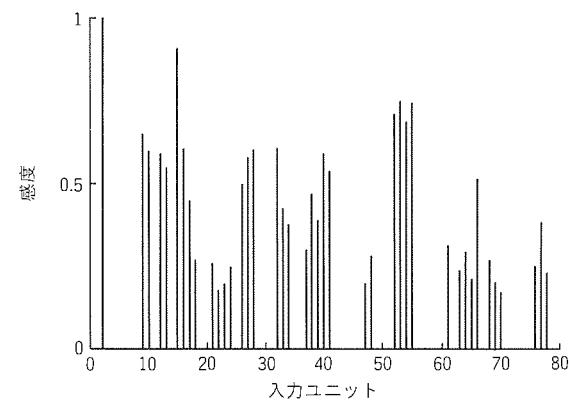
3.2.3 寄与スペクトルの特定

(1) 全入力ユニットに関する感度特性

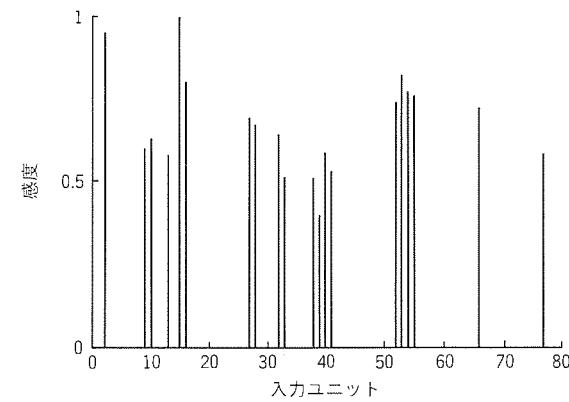
入力ユニットごとに、偏微分係数のうちの絶対値の最大値を算出し、図 8 (a) に示す感度特性を求めた(図は正規化後の値を示している)。ただし、ここではまず偏微分係数のピーク箇所を感度特性値の候補に選び出し、その中から最大値を求めている。また、式(5)でのしきい値 $T = 2.0$ とした。



(a) 入力ユニット数：81個



(b) 入力ユニット数：41個



(c) 入力ユニット数：20個

図 8. ネットワークの感度特性

この状態から削除の手続きを行っていく。

(2) 入力ユニットを 40 個に絞り込んだ後のネットワークの感度特性

削除の手続きを繰り返し、ちょうど 40 個を削除した状態、すなわち 41 個で構成されたネットワークにおける学習の結果を表 1 (b) に示す。ここでもまだ認識率の低下は認められないで、さらに削除の手続きを行う。図 8 (b) に求めた感度特性を示す。

また、比較実験のため、これまでに削除された 40 個の入力ユニットに図 8 (b) で最も感度特性値の低い 1 個を付け加

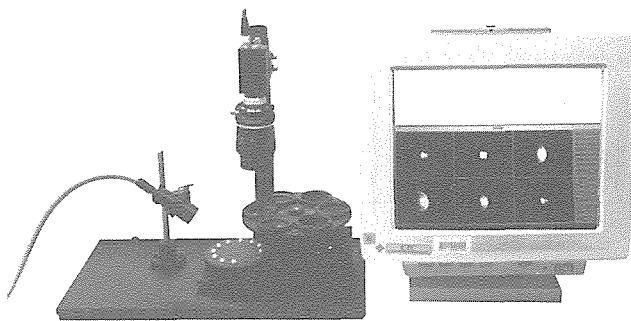


図9. 試作した真珠品質評価装置の外観

えた41個から成るネットワークを構成し、認識を行った。結果を表1(d)に示す。明らかに認識率に差があることが分かる。

(3) 入力ユニット数を20個に絞り込んだ後のネットワークの感度特性

さらに、この手続きを繰り返し、入力ユニットが20個にまで削減されたネットワークにおいて学習を実施した。学習終了後の認識結果を表1(c)に示す。今回も認識率の低下は認められないので再び感度解析を行った。求めた感度特性を図8(c)に示す。

この後、削除の手続きを実施したが、学習終了後の認識結果において認識率の低下が認められたので、この時点で残った20個の入力要素を寄与要素と判断し、絞り込みを終了した。

3.2.4 結果の評価と検討

図8の結果から、認識に寄与する波長が特定された。比較実験の結果から、感度特性の低い入力ユニットは色彩認識に及ぼす影響が少ない。言い換えると、感度特性の高い入力ユニットが評価に大きく寄与していることが確認された。これ

らの結果から、この方法が評価にかかる物理量の中から、主要な要素を適切に特定できる可能性を示したといえる。

このことは、この解析結果を利用することによって、高精度の検査装置を設計できる可能性を示している。例えば、色彩の検査装置というとITVカメラと干渉フィルタの組合せなどが実際的である。そうした装置において干渉フィルタの波長特性を決める際に、この解析結果を利用することで、熟練作業員との合致率向上を図ることが期待される。筆者らは実際に、上述した実験結果に基づいて干渉フィルタを設計し、図9に示す色彩認識装置を試作している。現在、性能を確認中である。

4. むすび

以上、真珠の品質評価作業の自動化において、ニューロ感度解析を利用して色彩評価における物理要因の特定を行った例について紹介した。ここで述べた手法は、人間の直感的感覚など機械化が難しいと言われている対象に焦点をあて、最終的な目標である最適センシングシステムの構築までのプロセスを手法化しようというところが特徴的である。つまり、実際の検査装置の設計において問題となる、検査精度と速度・価格とのトレードオフなどの問題に対し有効になると考えられる。今後、更に信頼性の高い分析方法の確立や、物理要素との関連付けなどの研究を進めていく予定である。

参考文献

- (1) 長田典子、亀井光仁、赤根正樹、中嶋紘之：感性計測技術に基づく真珠品質評価システムの開発、電気学会論文誌C, 112, No. 2, 111~116 (1992)

ニューロ応用の文字認識技術

宮原景泰*
依田文夫*

1. まえがき

近年、コンピュータなどの情報処理機器へデータを入力する負荷が、オフィスにおいて増大する傾向にある。このため、新聞・雑誌・名簿などの既存文書の情報を自動的に計算機に入力できる文字認識技術への期待が高まってきた。この文字認識技術としては、統計処理や構造解析的な手法が従来から用いられてきた。しかし、これらの手法による文字認識能力と人間の認識能力を比較すると、まだまだ両者の間には大きなギャップが存在する。このため、認識精度の高度化をねらって、近年ニューラルネットワークを文字認識に適用する研究が精力的に進められている。しかし、これらの多くは、英数字のような少ない文字種を小規模なネットワークで識別しているもので、読み取り対象が多い漢字認識に適応することは困難であった。そこで、高精度な印刷漢字の認識を目的として複合改良 LVQ (Learning Vector Quantization) ニューラルネットワークを開発した。このネットワークは、LVQ 2 ニューラルネットワーク方式⁽¹⁾をベースとしたものであり、高速な学習と高精度な認識能力という特長を持つ。

本稿では、この複合改良 LVQ ネットワークと、この方式をデジタルニューロチップに適用した印刷文書読み取りシステムについて述べる。このシステムではオンチップでの学習が可能であり、リアルタイムで学習／認識を行うことが可能である。

2. ニューラルネットワーク適用のアプローチ

2.1 ニューラルネットワークの適用範囲

一般に文字認識処理は、図1に示すように特徴抽出処理と識別処理の二つに大きく分割できる。特徴抽出処理は、入力された文字パターンから、その文字の特性を表現する特徴ベクトルを抽出する。識別処理は、抽出された特徴ベクトルとあらかじめ用意しておいた各文字カテゴリの基準パターン(テンプレート)を照合し、入力パターンがどの文字カテゴリであるかを判定する。

ニューラルネットワークを文字認識処理に適用する方法としては、文字パターンを直接ネットワークに入力し、特徴抽出と識別処理をニューラルネットワークで行う方法があるが、ネットワークの規模が極度に大きく、複雑になる。このため、ネットワークの学習が収束しないことが多い。したがって、特徴抽出は、従来の画像処理の手法を継承し、識別処理部分

にニューラルネットワークを適用することとした。

2.2 ニューラルネットワークの印刷漢字認識への適用

印刷漢字認識にニューラルネットワークを適用するには次の条件が要求される。

- (1) 文字のつぶれ・かすれなど悪品質文字を高精度で認識できること。
- (2) 大規模なネットワークを構築できること。
- (3) 新しい字種の追加が容易にできるように、過去の重み情報を損なうことなく新しい認識対象字種の追加学習が行えること。
- (4) 高速で安定に学習が収束すること。

代表的なニューラルネットワークモデルとしては、バックプロパゲーション学習型ネットワーク(以下“BP ネットワーク”といふ。⁽²⁾)、ホップフィールド型ネットワーク⁽³⁾、RCCE(Restricted Coulomb Energy)型ネットワーク⁽⁴⁾、LVQ 2 型ネットワークが存在する。これらのネットワークがどの程度上記条件を満足するか基礎実験を行った結果、条件(1)に対応する性能面では BP ネットワークと LVQ 2 ネットワークが同程度に優れていることが分かった。しかし、BP ネットワークでは、3,000 以上の出力ノードを持つ大規模ネットワークを構成した場合は学習が収束しにくく、また一度学習したネットワークに対する出力ノードの追加(文字カテゴリの追加)が難しいなど、条件(2)～(4)において問題のあることが明確になった。一方、LVQ 2 ネットワークは、条件(1)～(4)を満足する能力を持っており、この理由から LVQ 2 ネットワークをベースとしたモデルを適用することとした。

3. 複合改良 LVQ ニューラルネットワーク⁽⁵⁾

3.1 改良 LVQ ニューラルネットワーク

LVQ 2 ニューラルネットワークは、従来文字認識の分野で使用してきた KNN (K Nearest Neighbour) 法(マルチテンプレート手法)の一種の学習法と考えられ、簡単なネ

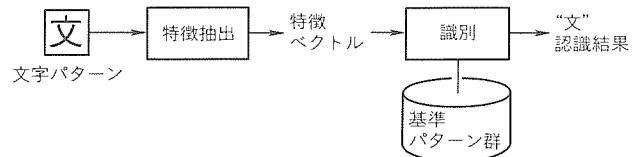


図1. 文字認識フロー

ットワーク構造と収束の早い学習にもかかわらず良好な結果が得られる。しかし、LVQ 2 ネットワークそのものでは十分な性能が得られないため、LVQ 2 ネットワークを改良した。このネットワーク構造を図 2 に示す。詳しくは 3.2 節で述べるが、実際はこのネットワークを複数個使用して識別ネットワークを構成している。

ネットワークは、入力層、中間層、出力層の 3 層から成る。入力層の各ノードには、入力（特徴）ベクトル X の各要素が入力される。中間層の各ノードは、各文字カテゴリのサブクラスに対応し、重みを介して入力層のノードと全結合している。ここでは、中間層ノードの出力関数としてユークリッド距離ではなく、類似度（内積）を用いている。出力層のノードは、各文字カテゴリに対応し、該当する文字カテゴリに対応する中間層ノードのみが選択的に結合されている。出力層のノードは、中間層ノードの出力値のうち最大値を選択する。

次にこのネットワークの学習法について述べる。入力ベクトル X は、文字カテゴリ C_j に属し、その出力値 $O(X, C_j)$ を与える中間層ノードの重みを W_{cj} とする。また、文字カテゴリ C_j に属さない出力ノードのうち、出力値が最も大きい（入力ベクトル X に最も近い）ノードに対応する文字カテゴリを C_i 、この出力値 $O(X, C_i)$ を与える中間層ノードの重みを W_{ci} とする。このとき、学習は以下のように行われる。

(1) $O(X, C_j) > O(X, C_i)$ かつ

$O(X, C_j) - O(X, C_i) \leq \beta_1$ の場合

$$W_{ci}(t+1) = W_{ci}(t) - \alpha(t) \{X - W_{ci}(t)\}$$

$$W_{cj}(t+1) = W_{cj}(t) + \alpha(t) \{X - W_{cj}(t)\}$$

(2) $O(X, C_j) \leq O(X, C_i)$ かつ

$O(X, C_i) - O(X, C_j) \leq \beta_2$ の場合

$$W_{ci}(t+1) = W_{ci}(t) - \alpha(t) \{X - W_{ci}(t)\}$$

$$W_{cj}(t+1) = W_{cj}(t) + \alpha(t) \{X - W_{cj}(t)\}$$

(3) $O(X, C_i) - O(X, C_j) > \beta_2$ の場合

$$W_{cj}(t+1) = W_{cj}(t) + \alpha(t) \{X - W_{cj}(t)\}$$

ここで、 t は時間（学習回数）を表す。 $\alpha(t)$ は十分小さい正の学習係数で t の単調減少関数であり、 β_1 、 β_2 は正の

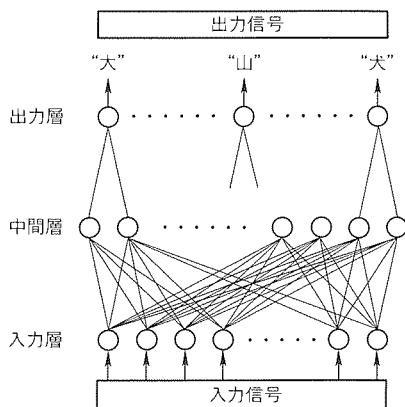


図 2. 改良LVQニューラルネットワーク

定数である。また、文字カテゴリ C_j のノードが存在しなければ、中間層と出力層に新たなノードを追加する。

この学習動作は、入力パターンを一度認識し、その結果学習条件が成立した場合に、対応する一つ又は二つの文字カテゴリの中間層ノードの重みを変更するものである。概念的には図 3 に示すように動作し、例えば誤読したときに、正解（図 3 の場合 “4”）の重みを入力パターンの特徴ベクトルに近付け、逆に間違った相手（図 3 の場合 “9”）の重みを遠ざけるように変更する。この学習動作を繰り返し行うことでも、それまで認識できなかった文字パターンを正しく認識できるようになる。

3.2 複合改良 LVQ ニューラルネットワーク

一般に单一の特徴ベクトルだけでは十分な認識能力を達成することは難しく、複数の特徴ベクトルを使用することによって高い識別機能を実現できる。しかし、複数の種類の特徴ベクトルとしては互いに相關のない、独立した特徴を選ぶことが多く、この場合複数の種類の特徴ベクトルを一つのネットワークに入力する手法は不必要的記憶容量と多くの計算時間を必要とするなどの問題がある。そこで、高精度な識別機能を効率よく実現するため、異なる特徴ベクトルを処理する独立した改良 LVQ ネットワークを複数個設け、それらの出

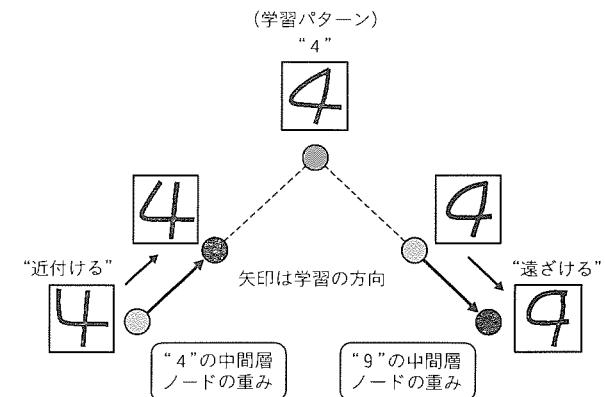


図 3. 学習動作の概念

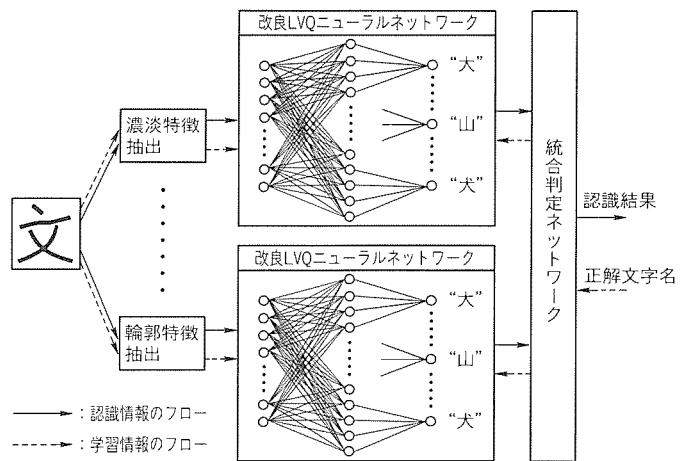


図 4. 複合改良LVQニューラルネットワーク

力を統合して最終的な文字カテゴリを決定する複合改良 LVQ ニューラルネットワークを開発した。個々の特徴を独立したネットワークで処理することにより、著しく効率を高めることができる。

複合改良 LVQ ニューラルネットワークを用いた文字認識方式の構成を図 4 に示す。この方式では、文字パターンから文字の濃淡パターンと文字線の輪郭方向を特徴とする 2 種類の特徴ベクトルを抽出した後、これらの特徴ベクトルをそれぞれモジュール化した改良 LVQ ネットワークで並列に処理し、文字の認識と学習を行う。認識処理では、個々の改良 LVQ ネットワークの出力ノードから出力された出力値を、適切な重みで結合した統合判定ネットワークに入力し、各文字カテゴリに対する総合出力値を求める。このうち、最大値を与えるカテゴリを認識結果と判定する。学習処理では、誤った結果を出力している改良 LVQ ネットワークだけが上記学習則に基づいて重みを修正する。なお、学習を効率良く収束させるため、初期重み係数は、 K 平均クラスタリングアルゴリズムを用いて設定する。

4. 印刷文字に対するニューラルネットワークの適用実験

ここでは、比較的小規模のパターンデータを用い、複数のニューラルネットワークモデルを印刷文字認識に適用した結果を示す。

4.1 特徴ベクトル

ニューラルネットワークへの入力となる特徴ベクトルとしては、文字パターンを 8×8 の部分領域に分割した各領域内における黒画素の度数を要素とする 64 次元の濃淡特徴と、

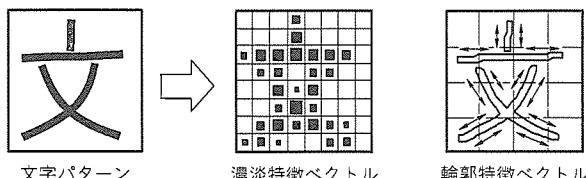


図 5. 特徴ベクトルの抽出

表 1. 単独特徴での認識精度

単位: %		
方 式	濃淡特徴	輪郭特徴
KNN	91.23	94.61
LVQ 2	95.45	95.84
BP	95.84	96.16
改良LVQ	96.58	97.45

表 2. 複数特徴を使用した認識精度

方 式	濃淡特徴 + 輪郭特徴
KNN	96.00
複合改良LVQ	98.42

文字パターンを 4×4 分割した各領域内における文字輪郭点の方向要素(水平、垂直、右上がり、左上がりの 4 方向)の出現度数を要素とする 64 次元の輪郭方向コード分布特徴(輪郭特徴)とを用いた。図 5 は、両特徴ベクトルを概念的に表現したものである。

4.2 英数字データによる評価

まず、英字(大文字・小文字、 $26 \times 2 = 52$)と数字(10)の 62 文字カテゴリに対して 100 サンプル/文字カテゴリのデータで複数のニューラルネットワークを評価した。使用した 100 サンプルは、すべて形の異なるフォントからなり、学習データと未学習データとして 50 サンプルずつに分割したもの用いた。入力する特徴ベクトルは、濃淡特徴単独の場合と輪郭特徴単独の場合の 2 通りで認識実験を行った。

未学習データの認識結果を表 1 に示す。

LVQ 2 と改良 LVQ ネットワークの中間層ノード数は、各文字カテゴリ当たり 4 とし、 $\beta_1 = 0.03$ 、 $\beta_2 = 0.1$ 、学習係数 $\alpha(t) = 1.0 / (2.0 + t)$ とした。BP ネットワークは、入力層ノード数 64、中間層ノード数 100、出力層ノード数 62 の 3 層ネットワークを用い、加速度係数、慣性係数はそれぞれ 0.02、0.7 とした。KNN 法では、 K 平均クラスタリングアルゴリズムで作成した四つのテンプレートを用いた結果を示している。

濃淡特徴の場合、BP ネットワークでは学習の収束に 322 サイクルかかった。これに対し、改良 LVQ ネットワークでは 20 回のサイクルで収束を完了し、認識率も大きく向上した。

次に、この改良 LVQ ネットワークを二つ備えた複合改良 LVQ ネットワークの認識実験を行った。表 2 に複合改良 LVQ ネットワークを用いた場合の結果を KNN 法と比較して示す。複合改良 LVQ ネットワークにより、認識率が大き

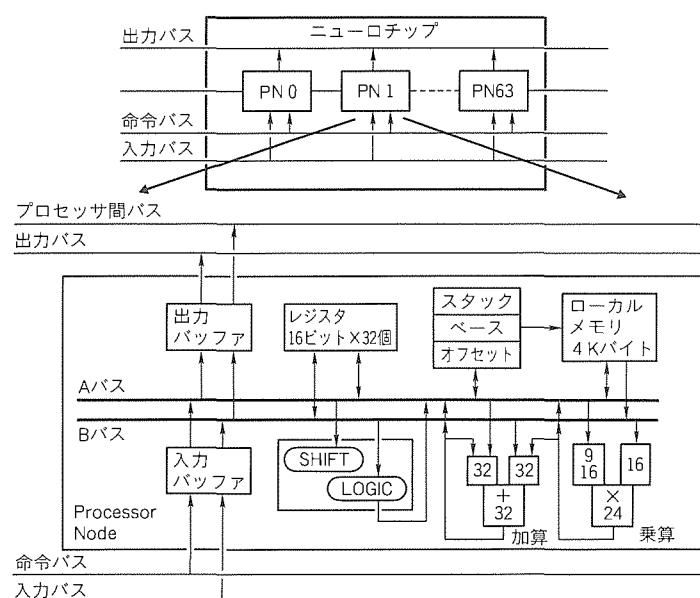


図 6. ニューロチップの構成

く向上することが分かる。

5. 認識評価システム

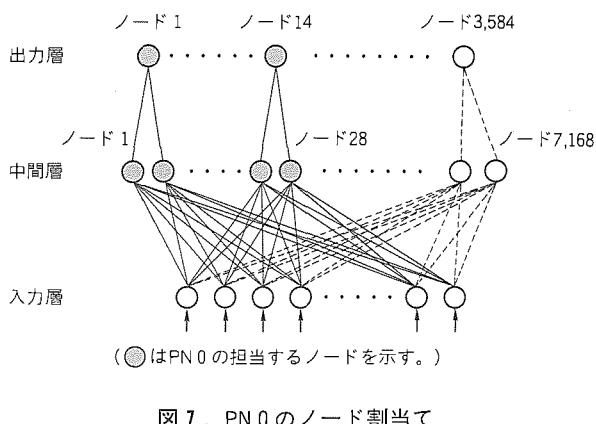
5.1 認識評価システムの構成

複合改良 LVQ ニューラルネットワークの大量データに対する評価を行うため、デジタルニューロチップ⁽⁶⁾を搭載したニューロコンピュータによる認識評価システムを開発した。このシステムは、ワークステーションとニューロコンピュータから成り、ワークステーション上の文字パターンデータベースを用いて学習と認識を行うことができる。

使用したニューロチップは、1チップに64個の基本プロセッサ(以下“PN”(Processor Node)という。)を格納した SIMD(Single Instruction Stream Multiple Data Stream: 一つの命令で複数データを同時に処理する並列処理方式)型デジタルニューロチップであり、20MHzで動作する。一つの PN は、DSP(Digital Signal Processor)に類似した構造を持ち、4Kバイトのローカルメモリ、レジスタ、加算器、乗算器、論理回路、入出力バッファから構成されている。各 PN は、1本のブロードキャスト型入力バスと出力バス及び隣接する PN 同士を接続するプロセッサ間バスで接続され一次元上に配置されており、1クロックで積和演算が同時に行える(図 6)。ニューラルネットワーク等のアルゴリズムは、マイクロコードで実現している。

認識評価システムでは、このニューロチップを4個使用しており、合計256個の PN が並列に動作する。文字認識時の処理フローとしては、まず64個の PN を並列動作させて文字パターンの正規化(パターンサイズの均一化)と特徴抽出を行い、特徴ベクトルを抽出する。次に、256個の PN でネットワークの出力値を計算し、総合出力値をソーティングした後、上位10位までの候補文字カテゴリを出力する。なお、正規化と特徴抽出はニューラルネットワークでなく従来の画像処理的手法を用いているが、並列処理による処理速度向上をねらって、ニューロチップ上で実現している。

改良 LVQ ネットワークは、一つの PN に14カテゴリを割り当て、1カテゴリ当たり2個の中間層ノードを持つネット



ワーク(入力層ノード 64 × 中間層ノード 7,168 × 出力層ノード 3,584)を構成することで実現した。具体的には、各 PN が自らの担当する14個の出力層ノードと、それに接続する28個の中間層ノードの出力値を並列に計算する。例として、図7に PN 0 のノード割当てを示す。PN 0 の場合は、出力層ノード 1 ~ 14、中間層ノード 1 ~ 28 を割り当て、その出力値を計算することになる。複合改良 LVQ ネットワークとしては、256個の PN に、この二つの改良 LVQ ネットワークを構築している。

このシステムでの処理時間を表3に示す。3,584文字カテゴリを認識対象として1秒間に約400文字処理できる。

5.2 認識評価システムによる認識実験

JIS 第1水準の印刷漢字、ひらがな、カタカナ、英字、数字、記号など3,243文字カテゴリについて、15種類の字形の異なったフォントを用いて認識実験を行った。15フォントのうち、11フォントの文字パターンを学習データとし、残りの4フォントを未学習データとして、K平均法で作成した重みを用いて KNN 法で認識した場合と、複合改良 LVQ ニューラルネットワークの場合とを比較した。複合改良 LVQ ネットワークの重みは、K 平均法で作成した初期重みに対して学習データ(約35,000パターン)で20サイクルの学習を加えたものである。従来、ワークステーションで1週間以上かかっていた学習処理を、ニューロチップを用いた認識評価システムを用いることによって18分で行うことができた。

表4に両者の結果を示す。複合改良 LVQ ネットワークを用いることで、学習データの認識率が100%になり、さらに未学習データについても全フォントで認識率が向上し、99%以上の認識率が得られた。

5.3 学習による重みの変化

図8に濃淡特徴に対応する LVQ サブネットワークの学習で獲得された、文字カテゴリ“大”に相当する中間層のノードの重み係数の一例を示す。黒く塗りつぶしたく(矩)形は

表3. ニューロチップの認識処理時間

処理内容	所要時間
正規化・特徴抽出	1,186 μs
ネットワークの情報伝搬	831 μs
候補文字の検出	490 μs
合計	2.51ms

表4. 認識評価システムの認識率

単位: %

	KNN	複合改良LVQ
学習データ(11フォント)	99.08	100
未学習データ	フォント1	99.53
	フォント2	98.73
	フォント3	99.20
	フォント4	98.20
		99.17

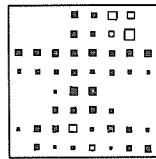


図8. 文字“大”の中間層
ノードの重み係数の例

正の結合強度を表し、白抜きの矩形は負の結合強度を表している。学習処理により、正の重みは、“大”“犬”“太”などの類似文字群を分類するように形成され、負の重みは、文字“大”を他の類似文字“犬”“太”と区別するように形成されていることが確認できる。

6. ニューロ応用印刷文書読み取りシステム

5章の認識評価システムは、1文字ごとに分離した文字パターンを認識するものであった。しかし、実際の印刷漢字認識システムとしては、文字認識以外に、文書画像から図・写真領域を除去した後、文字列(行)を切り出す文字列切り出し処理、さらに文字列から個々の文字パターンを切り出す文字切り出し処理を実現する必要がある。特に印刷文書の場合は文字の接触が多く発生するため、文字切り出しが独立した処理ではなく、文字認識の結果得た情報をフィードバックし、文字切り出しと認識処理を並行して進める⁽⁷⁾。したがって、実用的には、文字認識処理と文字切り出し処理は、密接にデータをやり取りできる構成でなければならない。

以上の観点から、複合改良LVQニューラルネットワークの実用化を目指して、実験システムと同一のニューロチップを用いた印刷文書読み取りシステムを試作した。このシステムの構成を図9に示す。処理フローとしては、文字列切り出しをワークステーションで行い、文字切り出しと認識を印刷文書読み取り装置で実現している。印刷文書読み取り装置は、図に示すとおり2ボードから構成され、1枚はニューロチップを4個搭載したニューロボード、もう1枚はRISC(Reduced Instruction Set Computer)プロセッサを載せた制御ボードである。制御ボードは、文字切り出し処理とニューロボードの制御(認識起動など)を行う一方、ホストとなるワークステーションとのインターフェースを担当する。

このシステムを用いて新聞を読み取らせた結果、文字切り出し処理を含め200文字/秒以上の速度で日本文を読み取れることを確認した。

7. むすび

印刷漢字認識に対して複合改良LVQニューラルネットワークを適用し、その有効性を確認した。このネットワークは、

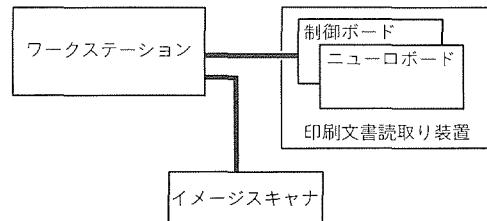


図9. 印刷文書読み取りシステムの構成

大規模なネットワークを容易に構成でき、高度な認識能力を持つ。また、このネットワークをデジタルニューロチップ上に表現し、400文字/秒という高速認識機能とオンチップでの高速学習機能とを実現した。

ニューラルネットワークは、従来方式に比べて高い識別能力を持つ。しかし、文字認識における究極の目標は“人間の認識能力”であり、その意味ではまだまだ及ばず、多くの研究課題を解決していく必要がある。今後は、更に高度な認識精度を目指して研究を進めるとともに、このネットワークの手書き文字認識への適用検討を進める予定である。

参考文献

- (1) Kohonen, T.: "The Self-Organizing Map", Proc. of the IEEE, 78, No.9, 1464~1480 (1990)
- (2) Williams, R. J., Rumelhart, D. E., Hinton, G. E.: Parallel Distributed Processing, 1, MIT Press, 318~362 (1986)
- (3) Hopfield, J. J.: Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, Proc. of the National Academy of Sciences USA 79, 2254~2258 (1982)
- (4) Reilly, D. L., Scofield, C., Elbaum, C., Cooper, L. N.: Learning System Architectures Composed of Multiple Learning Modules, Proc. of the IEEE 1st ICNN, 2, 495~503 (1990)
- (5) Miyahara, K., Yoda, F.: Printed Japanese Character Recognition Based on Multiple Modified LVQ Neural Network, Proc. of ICDAR '93, 250~253 (1993)
- (6) Hammerstrom, D.: A VLSI Architecture for High Performance, Low-Cost, On-Chip Learning, Proc. of IJCNN '90, 2, 537~544 (1990)
- (7) 依田文夫, 前田陽二, 南部 元: 認識情報を併用した文字切り出し方式, 昭和61年度電子通信学会全国大会, 1519 (1986)

ニューロ応用の画像領域分離

井上義夫*
永田良浩*
佐藤恒夫*

1. まえがき

カラースキャナが世に出て、約10年早い歳月が過ぎた。その間の研究開発の成果により、今では色の再現性不足や解像度不足といった読み取り画質の基本的な問題はほぼ解消され、カラー写真の読み取りに関しては、ほぼ満足できるレベルに達している。しかし、カラースキャナが読み取る原稿は、カラー写真に限定されるわけではない。雑誌グラビアに代表される、微小ドットを用いて画像を表現している網点写真や文字も、カラースキャナは頻繁に読み取る。

網点写真を読み取る場合は、読み取った結果に、モアレと呼ばれる原稿には存在しない干渉じま(縞)が発生し、画質を劣化させることが多々ある。また、文字を読み取る場合は、その読み取った文字の輪郭が不明りよう(瞭)になり、文字がいわゆる“ぼけた感じ”になる。文字が黒色の場合、カラースキヤナで読み取るとその黒色がかす(霞)むという問題もある。

上記の問題を解決するため、通常網点写真を読み取るときは、モアレの抑制を目的に、ローパスフィルタ処理を施す。また、文字を読み取る場合は、その輪郭を明瞭化するため、ハイパスフィルタ処理を施す。

ところが、雑誌の表紙がそうであるように、網点写真と文字とが混在する原稿は多々ある。したがって、読み取り原稿の種類に依存することなく、高画質な画像読み取りを実現するには、読み取る原稿を自動的に、網点写真領域と文字領域とに分離し、各領域に適した処理をする必要がある。このような処理は、一般的に領域分離処理又は領域分割処理と呼ばれている。

領域分離処理の主流は、読み取った画像の任意の小領域から、ある特微量を抽出し、その抽出した特微量とあらかじめ統計的に決定されたしきい値とを比較し、その比較結果によって小領域の属性を決定する方式である^{(1) - (4)}。しかし、このような方式は、分離の判定精度を向上させるために、小領域から抽出する特微量の個数を増やすと、事前に検証すべきケースが膨大化するため、事実上すべてのケースに判定結果を与えることは不可能であった。

そこで、今回ニューラルネットワークの持つ学習機能に着目し、その学習機能を効果的に活用することで、複数個の特徴量を用い、高精度に網点画像領域と文字領域と背景(下地)領域とを分離する方式を開発したので報告する。

2. ニューラルネットワークを用いる利点

1章で述べたように、領域分離処理は、読み取った画像の任意の小領域から、ある特徴量を抽出し、その抽出した特徴量とあるしきい値とを比較し、その比較結果によって小領域の属性を決定する方式が主流である。小領域ごとに属性を判定している理由は、記憶素子の利用を必要最低限に抑え、処理をリアルタイムに行うためである。

以下、ニューラルネットワークを利用しない従来の領域分離方式⁽²⁾の処理手順を説明する。

まず、判定する小領域からある特徴量を抽出する。図1に示す例では、 4×4 画素(主走査方向×副走査方向)の小領域から、その領域内の信号レベルの最大レベル差 DG(最大出力と最小出力の差)と2値化した場合の0/1変化数 NGを抽出している。

次に、この抽出した特徴量をあるしきい値と比較する。図 1 に示す例では、DG を θ_1 、NG を θ_2 と比較をする。

最後に、その比較結果を事前に定めた判定結果とのケースに当たるかを見極め、その小領域の属性を判定する。図1の場合は、最大レベル差 DG をあるしきい値 θ_1 と比較し、

の関係を満たせば、この小領域を写真領域と判定する。

また、式(1)の関係を満たさない場合は、2値化した場合の0/1変数数 NG をあるしきい値 θ_2 と比較し、

$$NG \geq \theta_2 \quad \dots \dots \dots \quad (2)$$

の関係を満たせば、この小領域を網点写真領域と判定し、そうでない場合は、文字領域と判定する。

つまり、ニューラルネットワークを利用しない従来のでは、判定したい領域から抽出した特徴量をあるしきい値と比較し、その比較結果を事前に定めた判定結果に当てはめ、その属性を判定している。したがって、この方式は、例えば特

主走查方向			
X11	X12	X13	X14
X21	X22	X23	X24
X31	X32	X33	X34
X41	X42	X43	X44

図1. 分離パラメータ抽出例

微量を10個用いる場合は、 $2^{10} = 1,024$ 通りのケースにあらかじめ判定結果を与える必要がある。ところが、3けた以上もあるケースを一つ一つ事前に検証するのは、極めて困難である。したがって、従来方式では、分離精度を向上させるために、抽出する特微量の数を増やすという手段を用いることはできない。

一方、ニューラルネットワークを用いる分離処理は、ニューラルネットワークの学習機能を利用して、画像の領域を判定しているので、上記した問題は発生しない。なぜならば、ニューラルネットワークを利用する方式の領域判定は、学習したサンプルをもとに、ニューラルネットワークが自動的に行うので、事前に考え得るすべてのケースに対して、判定結果を与える必要がないからである。これが、ニューラルネットワークを用いる利点である。

特に、カラー画像は、通常R, G, Bの3原色を用いて表現されており(プリンタはY, M, C), モノクロ画像の3倍のデータ量を持つ。したがって、カラー画像の領域分離処理は、カラー画像を構成するR, G, Bの各成分から分離特微量を抽出して判定を行う必要があり、モノクロのそれと比較し、より多くの分離パラメータを必要とする。こうした観点から考えると、カラー画像の領域分離方式は、ニューラルネットワークを利用するメリットが大きいことが分かる。

3. 領域分離処理

3.1 領域分離処理シーケンスの概要

図2に今回開発した領域分離処理の機能概略ブロック図を示す。この開発は、網点写真と文字と同じ読み取り原稿に混在するケースに注力したもので、図2に示すとおり、入力した原稿の領域を網点写真であるか、文字であるか、下地であるかを判定する。以下、図2の各ブロックについて説明する。

(1) 小領域切り出し部

入力した原稿から順次 8×8 画素(主走査方向×副走査方

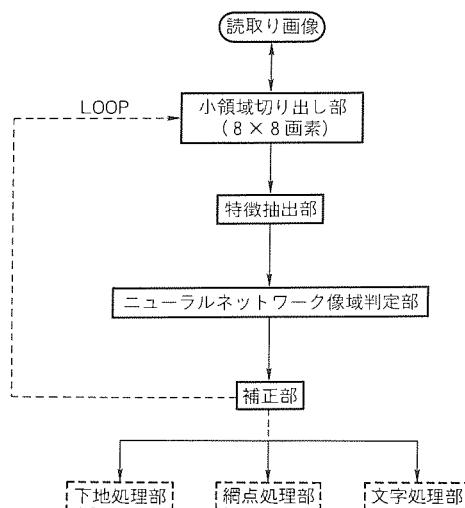


図2. 処理ブロックの概略

向)の小領域を切り出す。

(2) 特徴抽出部

上記小領域切り出し部が切り出した小領域から、所定の特徴量を抽出する。

(3) 像域判定部

学習したデータをもとに、切り出した小領域を網点か、文字か、下地か、を判定する。

(4) 補正部

判定した小領域の周辺の小領域群の判定結果を参考に、判定結果の補正を行う。

以上が、領域分離処理に含まれるブロックである。次に、判定した各領域に対する処理について説明する。

(5) 下地処理部

小領域に含まれるすべての画素を強制的に白色化し、ノイズを除去する。

(6) 網点処理部

小領域に含まれるすべての画素にローパスフィルタ処理を加える。ローパスフィルタ処理は、例えば式(3)で示す処理である。

$$O(x, y) = (1/9) \{ \sum \sum I(x+i, y+j) \} \quad \dots \dots (3)$$

x : 主走査方向のラベル

y : 副走査方向のラベル

$I(x, y)$: 読取り任意画素出力

$O(x, y)$: フィルタ出力

(7) 文字処理部

まず、小領域に含まれるすべての画素にハイパスフィルタ処理を加え、読み取り光学系の影響で不明瞭になった文字の輪郭の明瞭化を行う。ハイパスフィルタ処理は、例えば式(4)で示す処理である。

$$O(x, y) = I(x, y) + K \times \{ 4 \times I(x, y) - I(x-1, y) - I(x+1, y) - I(x, y-1) - I(x, y+1) \} \quad \dots \dots (4)$$

K : 定数

続いて、文字の色かそれを修正するため、小領域に含まれるすべての画素に2値化処理を加える。

3.2 領域分離の単位

分離判定は、 8×8 画素(主走査方向×副走査方向)の単位で行う。つまり、入力画像から連続的に 8×8 画素の小領域を切り出し、その切り出した小領域を“網点写真”か、“文字”か、“下地”か、を判定する。小領域ごとに判定する方式を選択したのは既に2章で記述したが、記憶素子の利用を最小限に抑え、処理をリアルタイムに行うためである。ハードウェア化したときの低コスト化とリアルタイム処理の実現は必ず(須)条件である。

また、その大きさを 8×8 画素とした理由は、領域分離の

精度、特に網点写真の分離精度の向上をねらったためである。以下、網点写真の特徴を含め、その理由を説明する。

図3は、網点写真を局部的に拡大したものを模式的に示した図である。この図に示すように、網点写真は、ある一定の周期を持つ微小ドットの大きさ(面積)を変えて、画像の階調や色を表現する。ここで、この“ある一定の周期”のことを網点周期と呼ぶ。

また、一般的には、微小ドット自体が目に付くことを極力避けるために、水平方向に対し θ° 傾けて微小ドットを生成する。これは、人の目の解像力が斜め方向は弱いという性質を利用したものである。この傾き θ° をスクリーン角度と呼ぶ。モノクロの場合、 θ° として 45° を利用するケースがほとんどである。カラーの場合は通常、イエロー(Y), マゼンタ(M), シアン(C), ブラック(BK)の4色のインクを利用しておる、Yは 0° , Mは 75° , Cは 15° , BKは 45° のスクリーン角度を持たせるケースが多い⁽⁵⁾。

つまり、網点写真の特徴は、ある一定の網点周期とスクリーン角度を持つことである。したがって、この網点周期を最低でも1周期分小領域に反映させれば、網点写真と文字及び下地との違いを明らかにすることができる。

網点周期は出版物によって異なり、通常は、80～200(線／インチ)の間の任意の線数を探る。カラー読取りの場合、画素の大きさを示すイメージセンサの解像度は、400DPI(Dot Per Inch)が主流である。したがって、最も周期が長い、網点周期が80線、スクリーン角度が 45° のものの1周期分が反映する画素数は、

$$(1/80)/(1/400)/(\cos 45^\circ) = 7.07 \dots \dots (5)$$

となり、網点周期を反映するのに8画素必要なことが分かる。

3.3 下地領域の判定

入力した原稿から網点と文字だけではなく、下地領域も抽出することは、網点写真と文字との分離精度を向上させるための施策である。多くの入力原稿には、画像も文字も描かれていない、例えば原稿端部のような領域が存在する。ここでは、こうした領域を下地領域と呼んでいる。

今、仮に下地領域の抽出を止め、入力原稿に対して、網点写真領域と文字領域の2種類の判定だけするとしたら、下地領域と呼んでいる領域は、網点写真領域又は文字領域のどちらかの領域に属する領域として処理しなければならなくなる。

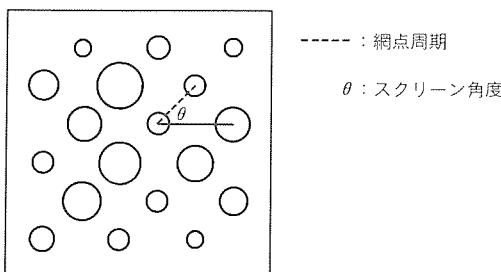


図3. 網点写真を部分拡大した図

しかし、下地領域は、正に何も書かれていない領域であり、網点写真とも文字とも、その特性は大きく異なる。つまり、下地領域を網点写真領域又は文字領域に組み入れると、網点写真領域の特徴、又は文字領域の特徴が不明瞭化し、領域の判定精度の低下が予想される。そこで、この開発では、下地領域の判定をさせることにした。

もちろん、下地領域を抽出した結果に対し、白色化処理を施せば、原稿の端部によく見られる、小さな汚れ等の除去が可能となり、結果的に読み取りの高画質化につながるという利点もある。

4. 開発モデル

4.1 開発モデル

図4に、今回我々が開発したニューラルネットワークモデルを示す。これは、3層バックプロパゲーションタイプのニューラルネットワークを流用したものである。

このネットワークの特徴は、すべての入力層のユニットとすべての中間層のユニットとが完全に接続されていない点である。つまり、4種類の分離特微量から網点候補1、文字候補1、下地候補1を検索し、5種類の分離特微量から網点候補2、文字候補2、下地候補2を検索し、最後に候補1群と候補2群とを総合判断し、小領域を判定する。

候補1群を決定する特微量は、8×8画素から構成される小領域内の、

- (1) 平均輝度
- (2) 最大濃度差(赤成分)
- (3) 同(緑成分)
- (4) 同(青成分)の四つである。

一方、候補2群を決定する特微量は、小領域内における、

- (5) その小領域の平均輝度より低い輝度レベルを示す画素群

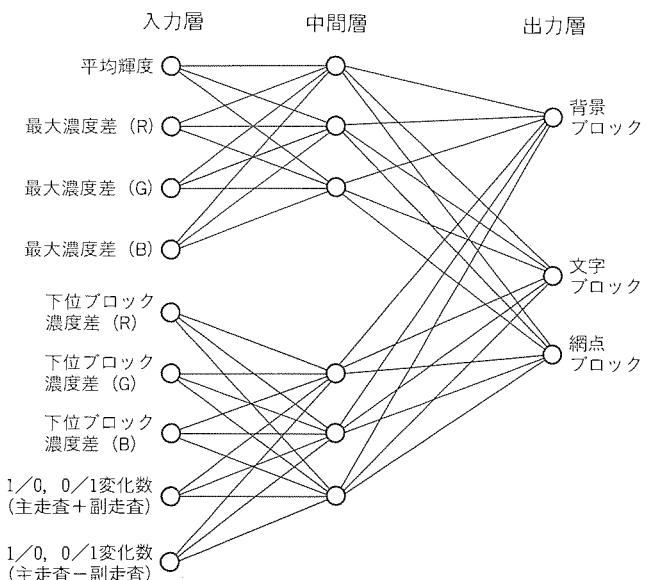


図4. 開発したニューラルネットワークモデル

- 間の最大濃度差(赤成分)
- (6) 同(緑成分)
- (7) 同(青成分)
- そして、小領域内をその平均輝度で2値化したときの、
- (8) $1/0, 0/1$ 変化数の総和(主走査方向+副走査方向)
- (9) その差分(主走査方向-副走査方向)
- の五つである。

また、ネットワークの学習は、バックプロパゲーション法

表1. 学習データ

1. モノクロ網点写真(網点周期100線, 面積率50%)
2. 文字サンプル 1
3. モノクロ網点写真(網点周期133線, 面積率50%)
4. 文字サンプル 2
5. モノクロ網点写真(網点周期150線, 面積率50%)
6. 文字サンプル 3
7. 下地サンプル 1
8. モノクロ網点写真(網点周期175線, 面積率50%)
9. 文字サンプル 4
10. 赤色網点写真(網点周期175線, 面積率50%)
11. 文字サンプル 5
12. 緑色網点写真(網点周期175線, 面積率50%)
13. 文字サンプル 6
14. 下地サンプル 2
15. 青色網点写真(網点周期175線, 面積率50%)
16. 文字サンプル 7
17. 黄色網点写真(網点周期175線, 面積率50%)
18. 文字サンプル 8
19. マゼンタ網点写真(網点周期175線, 面積率50%)
20. 文字サンプル 9
21. 下地サンプル 3
22. シアン網点写真(網点周期175線, 面積率50%)
23. 文字サンプル 10

表2. 網点写真的判定精度

	総小領域数	網点と判定した小領域数	文字と判定した小領域数	下地と判定した小領域数	正解率(%)
サンプル 1 (テストチャート)	10,000	9,395	425	180	93.9
サンプル 2 (カタログ写真)	28,400	26,483	998	919	93.2
サンプル 3 (カラー新聞写真)	36,450	35,370	156	924	97.0
サンプル 4 (モノクロ新聞写真)	16,800	16,737	38	25	99.6
合計	91,650	87,985	1,617	2,048	96.0

表3. 下地の判定精度

	総小領域数	下地と判定した小領域数	網点と判定した小領域数	文字と判定した小領域数	正解率(%)
サンプル 1	10,000	10,000	0	0	100
サンプル 2	19,404	19,394	0	10	99.9
サンプル 3	11,872	11,868	0	4	99.9
合計	41,276	41,262	0	14	99.9

を利用し、収束値が0.001以下になるまで実行した。学習サンプル数は、網点10種類、文字10種類、そして下地3種類の計23種類であり、これらを表1に示す順序で学習させた。なお、文字サンプル1~10は、我々が頻繁に出現すると推測した文字の一部分である。また、下地サンプルは、テストチャート、カタログ、写真雑誌の端部の白色を示している箇所からそれぞれ選択した。

4.2 判定精度

表2に、網点写真領域だけで構成される画像を入力したときの判定結果を示す。この表を見れば明らかのように、網点写真だけを入力した場合は、各サンプルとも、正解率が93%以上あり、高い判定精度を示していることが分かる。

表3には、下地領域だけで構成される画像を入力したときの判定結果を示す。この表を見れば明らかのように、下地領域だけを入力した場合は、各サンプルとも正解率が99%以上あり、網点写真の場合と同様に高い判定精度を示していることが分かる。

表4には、文字を入力したときの判定結果を示す。文字の場合は、網点写真や下地領域のように、正しく判定した小領域の割合でその判定精度を示すことができないので、正しく判定した文字数でその精度を評価した。なお、今回評価した文字サイズは、8.5ポイントから17ポイントまでの計5種類である。

この表に示すとおり、文字領域の判定精度も、平均で95%以上であり、この例からもこの方式が高い判定精度を持っていることが分かる。なお、文字領域の評価に利用した画像を図5に、そしてその判定結果を図6に示す。図6中、網点領域と判定した箇所は黒色、文字領域と判定した箇所は灰色、下地領域と判定した箇所は白色を用いそれぞれ表現した。

図7に示す網点と文字と下地とが混在する画像を入力した場合の判定結果を図8に示す。

図8を見れば明らかなように、この方式により、銀食器を描いた網点領域の判定に若干問題があるものの、全体としては、網点写真と文字とが混在する原稿の領域を高精度に分離可能なことが分かる。

表4. 文字の判定精度

文字サイズ(ポイント)	文字数	正解数	正解率(%)
6.5	36	34	94.4
8.0	36	36	100
10.5	36	36	100
14.0	36	35	97.2
17.0	36	30	83.3
合計	180	171	95.0

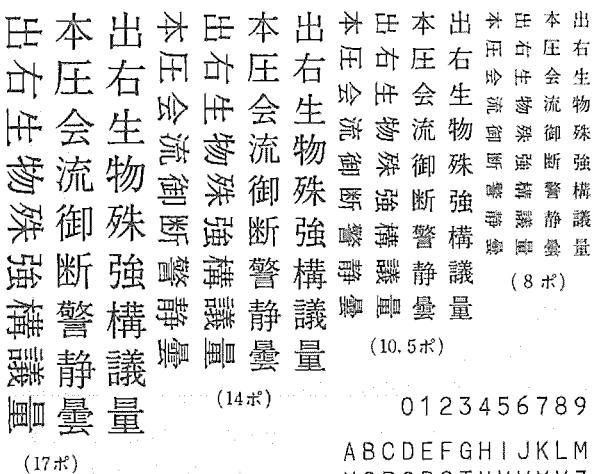


図5. 入力画像（文字）

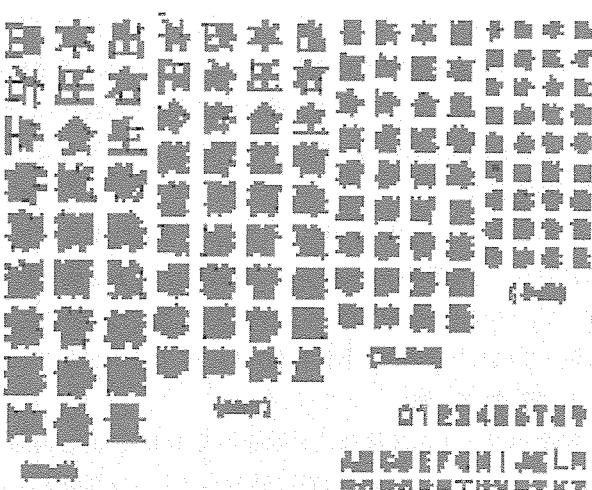


図 6. 判定結果

5. むすび

高画質カラー画像読み取り技術の確立を目指し、領域分離処理を開発した。今回開発した領域分離処理は、ニューラルネットワークの持つ学習機能に着目し、その機能を生かすことによって、高精度に網点写真領域と文字領域そして下地領域の分離を実現した。今後は、カラースキャナの高画質化を目的に、この方式のハードウェア化の検討を開始する予定である。

参 考 文 献

- (1) 濑政孝義, 高橋利至, 吉田雅之, 小野文孝: 文字／網点写真混在画像の2値化表現——像域分離変数を用いた連続的適応2値化——, 画像電子学会誌, 20, No. 5,

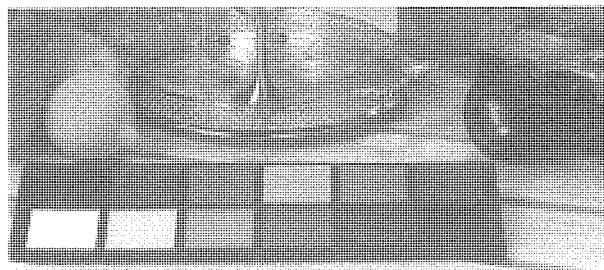


図 7 入力画像（網戻写真と文字）

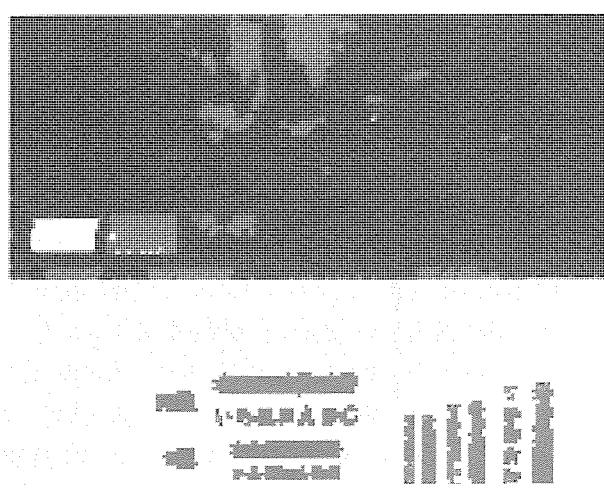


図8. 判定結果

476~483 (1991)

- (2) 萩木 久, 小林 誠, 越智 宏: 網点写真の識別処理方法, 電子情報通信学会論文誌, J70-B, No. 2, 222~232 (1987)
 - (3) 大田 裕, 阪本久男, 冠野欣也: 文字と写真と網点写真的適応的二値化, 画像電子学会誌, 17, No. 5, 301~307 (1988)
 - (4) 大内 敏, 今尾 薫, 山田和作: 文字／網点／写真混在画像の像域分離方法, 電子情報通信学会技報 IE 90-32, 25~32 (1990)
 - (5) 石井 淳: 中間調の表現, 3-1 網点の形成, 画像電子学会誌, 10, No. 5, 379~387 (1981)

視覚情報処理システム

岩本貴司* 久間和生***
 フランシス ゴダイ** 大津展之+
 エバハード ランゲ*

1. まえがき

人間の視覚情報処理の中でも、人の顔画像認識能力は、特記すべき能力である。我々は日々、何百人の顔を様々なに変化する角度・表情・光源などの条件の下で認識している。対照的に、この課題は、現在のコンピュータにとって極めて困難なものである⁽¹⁾。しかしながら、単なる技術的挑戦というだけでなく、セキュリティシステムなどの多くの応用のために、顔画像の自動認識に関する研究は、数多くなされてきた。それらの多くは、テンプレートマッチング (Template Matching) などを用いた人工知能の古典的手法を用いたものであるが、満足できる結果は得られていない。最近、特にフィードフォワード型ニューラルネットワーク (Feed-Forward Network) を用いたアルゴリズムが、学習 (登録) データからの汎化能力を持つ点から、期待を集めている⁽²⁾。

フィードフォワード型ニューラルネットワークを用いたアルゴリズムの大半は、登録と認識とに多くの計算を必要とする。一方、ビルの入場者管理などの実際の応用は、実時間処理を必要とする。このような実時間処理に適用可能な、単純で高速なアルゴリズムが、栗田氏らによって提唱されている⁽³⁾。

我々は、その高速性と推進不变性 (Translational Invariance) とに注目し、100人以上の大人数の被験者に対してその認識能力を実証した⁽⁴⁾。

さらに我々は、異なるスケールの画像情報を処理し、それらを統合するシステムを開発し、100人以上の被験者に対して、高い認識率 (Recognition Rate) と同時に、未登録者を誤って登録者として認識する未登録者検出誤り率 (False Access Rate) を低く抑えることができた。

2. アルゴリズム

以下で取り扱う画像データは、 $M \times N$ ピクセルの領域で構成され、各ピクセル (i, j) は256階調 (8ビット) の輝度情報 $f(i, j)$ を持つものとする。この画像から自己相関係数 (Autocorrelation Coefficient) を抽出し、認識を行う。

2.1 特徴抽出法

与えられた画像データから、 L 次の核 (Kernel) κ に対する自己相関量

$$C_\kappa = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \prod_{l=0}^{L-1} f(i+i_l, j+j_l) \dots \dots \dots \quad (1)$$

を抽出する。ここで、 L 次の核 κ は、 L 個の添字 $(i_l, j_l) \in \{-1, 0, 1\} \times \{-1, 0, 1\}$ の組として定義される。我々は、 3×3 画素に分割された画像データを基本単位として 2 次以下の核を用いた。それらは、等価なものを除いて、図 1 に示した 25 種類 (図中の黒の部分が核である) ある。こうして、各画像から 25 次元の特徴ベクトル (Feature Vector) を得る。ここで用いた自己相関係数の最大の特徴は、推進不变性である。すなわち、領域の中で画像の位置をずらしても自己相関係数は変わらない。そのため、認識実験を行うとき、被験者の頭部を正確に位置決めするなどの、時間のかかる画像処理を避けることができ、実時間処理にとって有利である。

なお、McLaughlin と Raviv は、多くの連続関数のクラスに対して、2 関数 $f(x), g(x)$ の間に、ある定数 c が存在して、関係 $f(x) = g(x + c)$ が成立するとき、そのときに限って同じ 2 次の自己相関係数を持つことを示した⁽⁵⁾。

2.2 認識手法

特徴ベクトルの認識は、分類を行う分類層 (Classifier Layer) と、分類のための空間に特徴ベクトルを写像する写像層 (Mapping Layer) の 2 層を用いてなされる。各層は、現在のところ従来手法によって実現されているが、モジュラーネットワーク (Modular Network) を用いても実現可能である。以下では、次の表記を用いる。

• K は認識すべきクラス (人間) の数

• M はクラス (人間) 当たりの画像数

自己相関核 :

次数 0				
次数 1				
次数 2				

図 1. 自己相関係数の計算に用いた次数 0, 1, 2 の核

- x_m^k は k 番目のクラスの m 番目の画像から得られた 25 次元の特徴ベクトル
- $\bar{x}^k = \langle x_m^k \rangle_m$ は k 番目のクラスに属する特徴ベクトルの平均
- $\bar{x} = \langle \bar{x}^k \rangle_k$ は全特徴ベクトルの平均

2.2.1 最小自乘判别式写像法

最小自乗判別式写像 (Least Square Discriminant Mapping : LSDM) 法では、25 次元の特徴ベクトル x_m^k から、基底ベクトル $z^k = \{ \delta_i^k; i \in [1, K] \}$ (δ_i^k は Kronecker のデルタ) を持つ K 次元ベクトルへの写像

$$y_m^k = A^T x_m^k + b \quad \dots \dots \dots \quad (2)$$

を利用する。ここで、 $K \times 25$ 要素の行列 A^T (行列 A^T は、行列 A の転置行列を表す。) と K 次元ベクトル b は、登録用画像データに対して、自乗誤差

$$\varepsilon^2 = \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \|y_m^k - z^k\|^2 \quad \dots \dots \dots \quad (3)$$

を最小にするように定められる。すなわち、 k 番目のクラスの特徴ベクトル x_m^k の写像先が平均的に、互いに直交する基底ベクトル z^k になるように定められる。この自乗誤差を最小にする規範は、バックプロパゲーション (Error Back-Propagation) 法において用いられるものと同一である。この規範は、次のように定めることで達成される。

$$A = C_X^{-1} C_{XZ} \quad \dots \dots \dots \quad (4)$$

ただし、 C_x は x の共分散行列 (Covariance Matrix)

$$C_X = \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M (x_m^k - \bar{x}) (x_m^k - \bar{x})^T \dots \dots \dots (6)$$

であり、 C_{xz} は、 x と z との間の共分散行列

$$C_{XZ} = \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M (x_m^k - \bar{x}) (z^k - \bar{z})^T \dots \dots \dots (7)$$

である。

新たに与えられた被認識画像の特徴ベクトル x の認識は、その写像 $y = A^T x + b$ に基づいて行われる。写像先の K 次元ベクトル空間では、大雑把にいって、各クラスの特徴ベクトルが互いに直交する基底に写像されていることが期待されている。したがって、与えられた画像は、基底へ最大の正射影

を与える, k 番目のクラスに属するものと認識する。

2.2.2 線形判別式解析法

線形判別式解析法 (Linear Discriminant Analysis : LD) A) では、画像の特徴ベクトル x の認識を最小自乗判別式写像法と同様に、その写像 $y = A^T x$ に基づいて行う。以下に定義されるクラス内共分散行列 C_W とクラス間共分散行列 C_B

$$C_W = \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M (y_m^k - \bar{y}^k) (y_m^k - \bar{y}^k)^T \quad \dots \dots \quad (9)$$

$$C_B = \sum_{k=1}^K (\bar{y}^k - \bar{y}) (\bar{y}^k - \bar{y})^T \dots \dots \dots \quad (10)$$

とを用いて定義される判別式 (Discriminant)

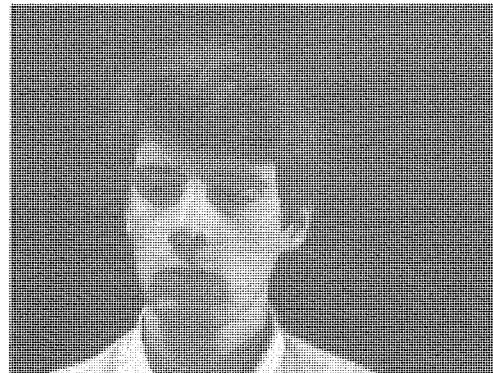
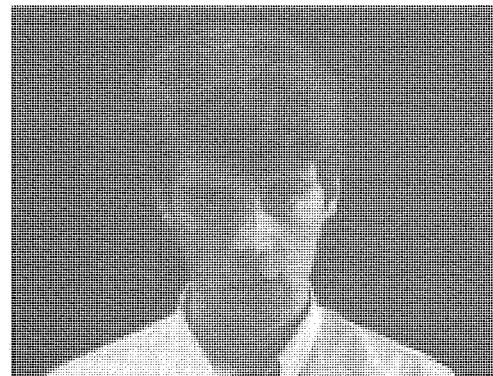


図2. 画像データベースの例

の最大化を考える。この最大化は、大雑把にいって、クラス内の分散を抑えクラス間の分散を増長する変換行列 A によって達成されるため、規範として用いることは自然である。そのような行列 A の各行は、次の固有方程式の解として得られる。

被認識画像の特徴ベクトル x の認識は、その写像 y との距離が最も近い、登録されたデータ $y^k = A^T x^k$ のクラス k に属するものとする。

3. 実験

3.1 画像データベース

116人の被験者に、一様な背景を背に、CCDカメラの前に座ってもらい、登録用とテスト用とにそれぞれ50枚ずつ画像を撮影した。両撮影の間、被験者には一度立ち上がってもらった。また、両撮影中、約15°の範囲で顔を上下左右に連続的に動かしてもらった(図2)。

3.2 認識率の人数依存性

登録者数の増加に伴う認識率の変化は、システムの信頼度の重要な評価法である。我々はシステムを 10, 20, 30, …, 116 人に対して、登録と認識テストとを繰り返した。その結果を図 3 に示す。

まず、最小自乗判別式写像法による認識率が、テストデータ数の増大に伴って単調に減少していることが分かる。一方、線形判別式解析法では、116人まで統計的誤差の範囲で、ほぼ一定の値を示している。認識率の点では、線形判別式解析法の方が優れた結果を示すことが明らかになった。

3.3 未登録検出能力

顔画像認識システムは、単に高い認識能力を持つだけでは不十分である。例えば、ビルのセキュリティシステムなどでは、登録済みの顔画像を認識するだけではなく、未登録のものを検出する必要がある。

この機能を実現するために、我々は分類層に認識しきい値を設定した。被認識画像と登録済みの画像との一致がこのし

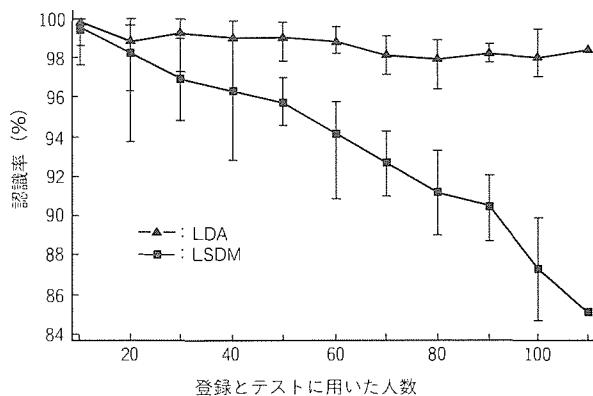


図3. 登録者数と認識率の関係

きい値以下の場合、被認識画像は未登録であると判断される。以下では、116人の被験者中60人のデータをシステムに登録した。そして、116人の画像をテスト用データとし、登録済みの60人の被験者に対して正しくその名を答える割合(認識率)と、未登録の56人の被験者に対して誤って登録済みの人と誤り認識する割合(未登録者検出誤り)とを調べた。異なる解像度の画像を用いて、幾つかのしきい値に対して調べた結果を図4に示す。認識率と未登録者検出誤りとは相反関係にあることが分かる。これは、当て推量の答えでもたまたま当たれば認識率に寄与することから予想される一般的な傾向である。また、この結果から、最適化されたパラメータの下では、80%以上の認識率と15%以下の未登録者検出誤り率とを同時に実現していることが分かる。

4 複数のサブ認識モジュールとその統合

応用の観点からは、前節で得られた80%以上の認識率と15%以下の未登録者検出誤り率という相反関係結果、満足できるものではない。この問題点を、我々は、異なるスケールのデータに基づく複数のサブ認識モジュールを統合することで解決した。そのシステム構成を図5に示す。

ここでは、異なるスケールのデータとして、取り込まれた画像から作られる異なる解像度の画像を用いた。各サブモジュールは、それぞれのスケールの画像に対して、全節で述べた線形判別式解析を行う。それぞれのサブモジュールの出力を用いて、認識モジュールが最終的な判断を下す。

モジュール数を変化させたときの、認識率と未登録者検出率の関係を図6に示す。この図から、複数のサブ認識モジュールを統合する技術を用いることで、認識率と未登録者検出誤り率との相反関係は大幅に改善されることが分かる。例えば、1モジュールのときの80%以上の認識率と15%以下の未登録者検出誤り率は、5モジュール用いることにより、90%以上の認識率と5%以下の未登録者検出誤り率へと、改善していることが分かる。

なお、このシステムが顔の認識に要する時間は、通常のビデオボードと WS (Sparc Station 2) とを用いた場合で、

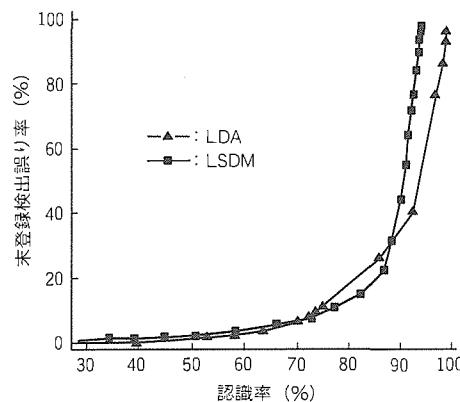


図4. 認識率と未登録検出誤り率の関係

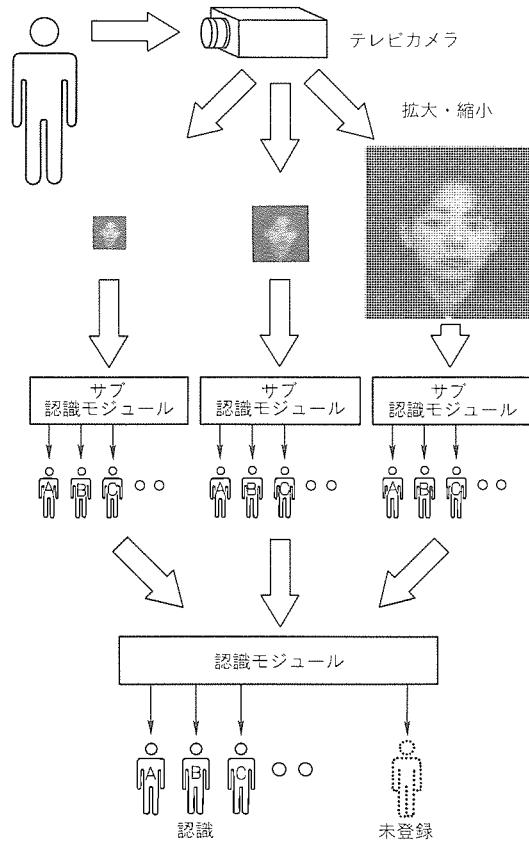


図 5. 総合システムの全体構成

0.5秒以下である。

5. むすび

我々は、実時間顔認識システムを構築した。このシステムは、複数のサブ認識モジュールと、それらを統合して最終的な判断を下す認識モジュールとから成る。各サブモジュールの働きは以下のとおりである。

- 画像データから自己相関係数を計算し、特徴ベクトルを取り出す。
- 登録用の特徴ベクトルの集合から、認識に適した線形変換を構成する。
- 新たに入力した被認識画像データに線形変換を施し、登録されたデータとの距離を調べる。

ここで、自己相関係数の持つ推進不変性の特徴は、顔の位置の同定を不要にし、実時間処理を可能にする。また、認識に適した線形変換を定める線形判別式解析は、顔画像を高い精度で認識することを可能にする。

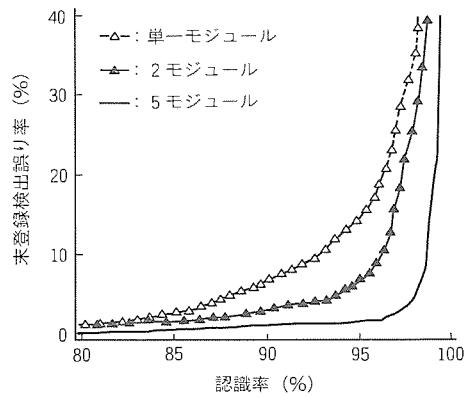


図 6. 総合システムにおける認識率と未登録検出誤り率の関係

これらのサブモジュールを統合することで、単一のモジュールでは不可能であった、90%以上の高い認識率と、5%以下の低い未登録者検出誤り率と同時に達成することができた。

参考文献

- (1) Samal, A., Lyengar, P. A.: Automatic Recognition and Analysis of Human Faces and Facial Expressions: A Survey, *Pattern Recognition*, 25 - 1, 65~67 (1992)
- (2) Cottrel, G. W., Fleming, M.: Categorization of Faces using Unsupervised Feature Extraction, *Proc. Int. Neural Networks Conf.*, II, 65~70 (1990)
- (3) Kurita, T., Otsu, N., Sato, T.: A Face Recognition Method using Higher Order Local Autocorrelation and Multivariate Analysis, *11th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, 213~216 (1991)
- (4) Goudail, F., Lange, E., Iwamoto, T., Kyuma, K., Otsu, N.: Fast Face Recognition Method using High Order Autocorrelations, *Proceedings of IJCNN Nagoya*, 1297~1300 (1993)
- (5) McLaughlin, J. A., Raviv, J.: N-th Order Autocorrelations in Pattern Recognition, *Information and Control*, 12, 121~142 (1968)

自己組織型情報ベースの要素技術

有田英一* 津高新一郎**
豊浦潤** 平山正治***
安井照昌**

1. まえがき

全世界的なコンピュータネットワークの発達により、情報量の大量化、情報の種類の多様化、情報の内容の変化の高速化がますます助成される将来の情報社会において、様々な利用意図を持った利用者が、大量の情報の中から利用者にとって必要な情報を見付け出す技術的重要性が増大している。これまで、サーチャと呼ばれる情報検索の専門家に依頼してデータを入手することが多かったが、コンピュータネットワークの発達により、今後は個人が直接情報ベースにアクセスしてデータを入手する機会も増す。個人が直接情報ベースにアクセスできるようになると、情報ベースの利用法も変化する。これまで、目的をキーワードレベルまで明確にした上で情報検索をサーチャに依頼していたのに対して、情報ベースを広大な知識の空間としてとらえてその中を“散策”するという利用法も可能になる。

情報ベースを知識の空間とするには、情報ベースが構造化されなければならない。情報ベースの内容をあらかじめ規定することはできないので、その基本的な処理は事前に知識を用意しなければならないルール主導型の処理ではなくて、データの内容から自動的になされるデータ主導型の処理でなければならない。データの内容に応じた自動的な構造化を自己組織化(Self-Organization)と呼び、自己組織化機能を持った情報ベースを自己組織型情報ベース(Self-Organizing Information Base)と呼ぶことにする。

本稿では、筆者らのグループで研究しているテキストデータを対象とした自己組織化の研究について紹介する。基本的なアプローチは、シンボル情報であるテキストデータをパターン的にとらえることである。自己組織化の方法としてニューラルネットワークも含めて様々な手法で実験を行っているので、それらについて説明する。

2. 自己組織型情報ベースとは

自己組織型情報ベースとは、文書などのテキストデータを主な対象として、テキストデータの内容に応じて、テキストの統計的な性質や利用者からの適／不適の判断から自動的にデータ内又はデータ間に構造を形成し、利用者の“情報散策”という知的活動に対して適切な支援を行う情報ベースである。情報散策とは、抽象的なレベルでの複数の目的を持つ利用者が、一時的な興味や仮説に従って、構造化された情報

ベースの中を見周りながら次第に目的を達成していく行為である。これまでの情報検索は、キーワードのストリングマッチングで情報を検索し、検索された情報の集合の論理演算によってデータを見付け出すだけで、膨大な情報ベースの中をキーワードのみを頼りに手探りで検索していた。それに対して情報散策は、利用者が自己組織化された情報ベースの内容の空間のマップを参照して、情報を検索しながら情報の関連性を見い出す。また、自己組織型情報ベースは、ボトムアップ型の発想支援システムにおける現状把握のための手段に応用できる。

3. 自己組織型情報ベースの要素技術

自己組織型情報ベースを実現するには、まず初めにテキストデータをパターンとして表現する研究、そして基本的な機能としてテキストの自動分類、自動インデキシング、複数のテキストからの知識の抽出などの研究を行う必要がある。それらの要素技術について順に述べる。

3.1 テキストのコーディング

テキストデータを、パターン的に取り扱えるように表現することをコーディングと呼ぶ。テキストを、それが含む単語のベクトルとして表現することが基本的なコーディングの手法である。テキスト T_i は次のように表現できる。

$$T_i = (W_1, W_2, \dots, W_n)$$

ここで $W_1 \sim W_n$ はテキスト集合全体からある基準で選んだ単語集合に対応する数値で、 W_i はテキスト T_i に含まれる場合は 0 以外の値で、 T_i に含まれない場合は 0 である。

n は一般的には非常に大きな数となるので、テキストから適切な単語集合を取り出すことが必要である。また、情報ベースでは、その単語の数の多さとともに未知語、複合語の取扱いなどを考慮しなければならない。以下では、テキストからの辞書を用いない単語分割手法、コーディングに用いる単語の選択手法、複合語の表層的類似関係について説明する。

(1) 統計量を用いたテキストの単語分割⁽¹⁾

テキストをパターン化する手法において、テキストが含む単語を切り出すことは必ず(須)の過程である。これまでの手法は、あらかじめ用意された辞書を利用するものであった。この方法は、テキストの中に辞書に含まれない未知語がある場合には解析できないといった短所があった。

そこで、分類対象となるテキスト自身から自動的に辞書の代わりとなる文字列を得る研究を行っている。単語のように

意味のある文字列は複数の文脈で使われる所以、テキストから複数の文脈で使われる文字列を取り出して辞書として使用するというのである。具体的にはテキストから“2回以上出現する文字列の中で、文字列 A を含み、文字列 A と同じ回数出現する、文字列 A より長い文字列が存在しない”という条件を満たす文字列 A を取り出す。この方法で切り出した文字列を辞書として用いて、最長一致法によってテキストから文字列を抽出した実験結果の例を下に示す。

[ニッポン君][()][小さな][人生][あなたの][胸][に][:]]

名詞+助詞の形の文字列が切り出される傾向があるが、助詞は数が少ないので後処理で取り除くことが可能である。

(2) コーディングに用いる単語の選択

テキストから切り出された単語の数は膨大なものとなる。1か月分の新聞記事データに対して、テキストから切り出された単語の異なり数 (V とする。) の1日ごとの累積値を調査したところ、 V は日ごとに増加し、一定の上限の値に収束することはなかった。このことは、計算量の点から考えてテキストに出現するすべての単語を処理の対象とすることは現実的でないことを示している。なんらかの基準で処理の対象となる単語数を抑制しなければならない。

また、1か月分の新聞記事の単語の出現頻度の分布を調べた結果、出現頻度が低い単語ほど多く、特に出現頻度が1回の単語が全体の約半数を占めていることが分かった。出現頻度が1回の単語の大半は固有名詞であった。出現頻度が小さい単語はそれが出現する特定のテキストを選別することには適しているが、一般にそのような単語を知ることは困難である。また、そのような単語はテキストデータ間を関連付ける力が小さいので、テキストデータ全体の構造化などの目的には向いていない。

そこで、単語を出現頻度の観点から選別する“統計的フィルタ”によって、出現頻度の低い単語を除去する研究を行っている。統計的フィルタは、単語の選別条件を“最後に出現してから P 日が経過したときに、出現頻度が Q 回以下の単語は除去する”とするものである。 Q は新語の検出力を決定するパラメータで、 P は新語の持続力を決定するパラメータである。統計的フィルタの効果を確かめるため、除去されない単語の異なり数 (U とする。) の1日ごとの累積値の変化を調べた。その結果、 U は V のように一次関数的な増加はせずに一定の数に抑えられることが分かった。以上のことから、テキストから切り出された単語を統計的フィルタで選別することにより、自動分類のキーワードとして不適切な単語が除去され、 U の数が現実的なレベルで抑制されることが分かった。

(3) 複合語の表層的類似関係

複数のテキストデータの中には、同じ意味でも違った単語で表現されることがある。“計算機”と“コンピュータ”的に表層上全く違うものや“ヴァイオリン”と“バイオリン”

といった片仮名の異表記や“係受け”と“係り受け”といった送り仮名の揺れなど幾つかの種類があるが、ここでは複合語に見られる文字列の包含関係を持つ単語の類似関係について考えることにする。包含関係とは、

高速道路 < 名神高速道路

名神 < 名神高速道路

のように一方の文字列が他方の文字列に含まれる関係である。<の右に来る単語を包含語と、<の左に来る単語を被包含語と以下では呼ぶこととする。

一般に包含語と被包含語をコンピュータは全く別の単語として処理するが、上の例のように同一テキスト中の被包含語は包含語の同義語又は上位語になっていると考えられる。

包含語と被包含語の意味的な関係を調査するために、人手によって作成されたシソーラス (Thesaurus) を用いて実験を行った。シソーラスとは、意味の似た単語を類別してまとめて体系化したものである。用いたシソーラスは、似た意味を持つ単語がグループに分けられ、そのグループに見出し語が付けられている。実験ではグループ内の単語間の類似度を各単語ごとに合計し、最も得点の高い単語をそのグループの表層的見出し語として求めた。ここで、単語 W_1 と W_2 の類似度 $S(W_1, W_2)$ は、以下のように定義した。

$$S(W_1, W_2) = f(W_1 \text{ と } W_2 \text{ で一致する文字列}) / f(W_1)$$

(ここで、 $f(W)$ は文字列 W の文字数である。)

表層的見出し語とシソーラスで付与されている見出し語の比較を289個のグループに対して行った結果、28%が一致していた。表層的見出し語は短い語が選ばれる傾向があり、シソーラスの見出し語が表層的見出し語の包含語である場合が多かった。例えば、シソーラスの見出し語が“生命”であるのに対し、表層的見出し語が“命”であった。この場合も一致しているとすると、表層的見出し語とシソーラスの見出し語は54%一致していた。つまり、表層的類似関係が単語の上位下位関係を推察したり、単語のグループへの見出し付けに有効な手がかりを与えることが分かった。

3.2 テキストの自動分類

テキストを内容によって分類するために、“共通の単語を使うテキストは内容が似ている。”という仮定をする。以下では、この仮定をもとにニューラルネットワークを利用した自動分類の手法、統計的手法による自動分類の手法、A-LIFE モデルによる自動分類の手法について順に述べる。

(1) 競合学習型ニューラルネットワークモデルによる自動分類⁽²⁾

競合学習型ニューラルネットワークを使ったテキストの自動分類の実験システムの構成を図1に示す。分類対象となるテキストに含まれる全単語集合の中から、出現頻度が M 以上、 N 以下の単語集合を設定し、テキストがそれらの単語を含む数によって単語ベクトルを構成し、それをテキストのパターン表現とする。各単語を競合型ニューラルネットワー

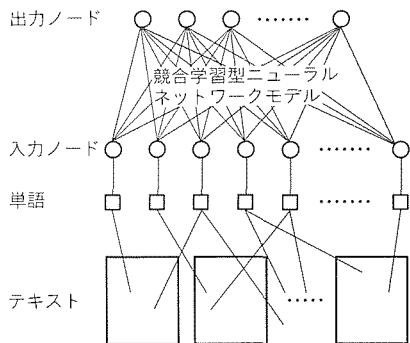


図1. 競合学習型ニューラルネットワークを使ったテキストの自動分類モデル

クの入力ノードに対応させ、出力ノードをテキストの分類結果に対応させる。367テキストの第1パラグラフに含まれる単語集合の中から $M = 3$ とした1,952単語を使って20クラスタに分類する実験を行った結果、平均して約50%の適合率が得られた。

このようにテキストの内容(出現単語ベクトル)による自動分類を、人間がキーワードを付与したテキストに対するキーワード検索による分類と比較した場合の利点としては、“ニューラルネットワーク”と“ニューロ”のように人間が付与した自由キーワードの表記が異なっていても、テキスト内の他の単語の共起(Cooccurrence)によって正しく分類できることや、キーワードがテキストの主題から判断してそのテキストに付与されていない場合でも、そのテキストを、キーワードを主題とするテキストのクラスタに分類できことがある。

(2) 最大距離-K平均法による自動分類

ニューラルネットワークを利用したクラスタリング(自動分類)は、入力パターン数にはほぼ比例した計算コストで済むこと、時系列データに対して動的なクラスタの形成ができるなどの長所を持つ反面、パラメータの調整が困難であること、正確なクラスタリングには数多くの学習パターンを用意する必要があること、また与える学習パターンの集合が同じでも与える順番によって結果が異なるなどの短所を持っている。

一方、ニューラルネットワークを用いないクラスタリング手法として、階層的クラスタリングアルゴリズム、最大距離アルゴリズム、K平均アルゴリズムなどがパターン認識等の分野で古くから研究されている。これらは静的なデータセットに対しては、ニューラルネットワークを利用したクラスタリングより簡明で強力である。階層的クラスタリングは必要とされる計算量、記憶容量が多く、K平均アルゴリズムは計算量の事前の見積もりが困難である。また、最大距離アルゴリズムはわずかなデータの変化によって結果が大きく変わってしまうといった短所がある。筆者らは、最大距離アルゴリズムとK平均アルゴリズムを組み合わせたクラスタリ

ング手法(最大距離-K平均法)を開発した。この手法は、パラメータとしてクラスタの数又はクラスタの広さを指定することができる。また、この手法は並列処理にも適している。シミュレーションで性能評価した結果、この最大距離-K平均法は様々なデータ分布に対して、上記のどの手法よりも性能が良好かつ安定していた。また、計算時間は理論的には他の手法のたかだか数倍程度であり、シミュレーションでは多くの場合より高速であった。

このクラスタリング手法で新聞記事1日分(287記事)を30クラスタに分類する実験を行った。テキストのパターン化の手法としては、前述の統計量を用いた文の単語分割方式を用いた。分類された記事内容を調べたところ、最大距離-K平均法によるクラスタリングの手法が妥当であることが明らかになった。

(3) A-LIFE モデルによる自動分類⁽³⁾

Artificial Life (A-LIFE) モデルの研究分野の中には昆虫などの挙動を模倣し、分散処理的に問題解決を行う研究がある。シミュレーションで、それぞれ独立にランダムにフィールド上を移動するあり(蟻)が、においを発する卵を次第に集めるという行動を非常に単純な方法で模倣できることが報告されている。蟻の行動規則は、卵を持たない蟻が卵に出会ったときは、その卵のにおいとフィールドのにおいが似ていなければ高い確率でその卵を持ち去り、卵を持った蟻はその卵のにおいとフィールドのにおいが似ていれば高い確率でその卵をフィールドに置くという簡単な規則のみである。

この方法を拡張して、文書を卵に対応させ、それぞれの文書中に含まれる単語の種類をにおいの種類とし、単語の数をその文書が発する単語のにおいの強さとすることにより、文書をクラスタリングする実験を行ったところ、内容が類似しているテキストがクラスタを作った。このアプローチは、計算がローカルに行われる所以並列分散処理に適している。情報ベースではテキストのデータ量が多いので、並列分散処理に適していることは望ましい。

3.3 テキストの自動インデキシング

テキストを検索しやすいようにテキストの特徴を表す単語のラベルを付けることをインデキシング(Indexing)と呼ぶ。インデキシングには、あらかじめ決めておいたキーワードのみを付ける統制キーワード方式と、単語に制約のない自由キーワード方式がある。統制キーワード方式は、専門家がキーワードを付ける場合が多いので、キーワードが安定しているという利点がある反面、コストや時間がかかることや新出語に対応できないという問題点がある。

最近では、自由キーワード方式の一種として、全文データベースを中心に、テキストに含まれる任意の文字列をキーワードとする方式が開発されている。この方式は、コンピュータによって自動処理ができるという利点があるが、キーワードの多義性のため不必要的データも検索されて適合率が下が

ったり、キーワード相互の関連性が明らかでないので再現率が下がるといった問題点がある。

以下では、キーワードの多義性の検出手法、複数のテキストに出現するキーワードの相互の関連性を取り出すキーワードマップ、一つのテキストに出現するキーワードを二次元平面に配置するテキストのワードマップ表現について説明する。

(1) 多義語の検出

情報検索においてキーワードの多義性に対処するため、これまでではキーワードが持つ意味の数だけ見出しを設け、各々を区別していることが多かった。しかし、それらの知識はあらかじめ用意しておかなければならぬので、新出語が多い場合は対処できない。

そこで、表層情報と共に利用して自動的に多義語を見い出す研究を行っている。下の条件を満たす単語を多義語と考える。

- (a) ある単語が二つのテンプレートに属していて、その単語と表層的類似関係にある単語が二つのテンプレートに存在する。ここで、テンプレートとはテキストの自動分類で抽出される、共起性の高い単語グループである。

(b) 二つのテンプレートの積集合と和集合の要素数の比が R 以下である。

図2に上の仮定に基づく多義語の検出例を示す。図中の破線は単語間の包含関係のリンク、実線で囲んだ単語は共起性の高い単語グループを表している。例えば、図中の“中国”は、前記(a)に該当し、また $R = 0.2$ であれば(b)の比率が $3/17$ で R 以下なので、“中国”は二つのテンプレートに対応する二つの意味を持つ語であることが分かる。

(2) キーワードマップ⁽⁴⁾

関連のある単語が近くになるように空間的に配置したものをキーワードマップと呼ぶことにする。2層型の教師なし競合学習型ニューラルネットワークモデルの一一種である自己組織化マップモデルを利用して、キーワードマップを自動的に作成することができる。自己組織化マップモデルは出力層の各ユニットが層の中で位置を持ち、距離の接近した入力パターンに対しては出力層上で近い位置にあるユニットがそれぞれ反応するという特徴を持つ。

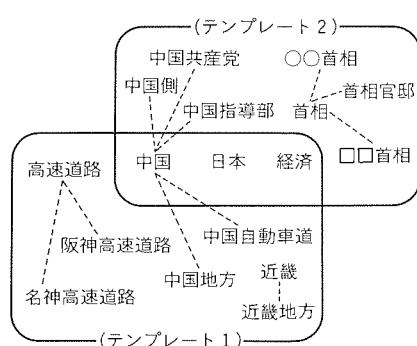


図2. 多義語の検出

実験を行ったモデルを図3に示す。20×20のマップを用いて計算を行った。テキストは、人手で分類した10カテゴリのテキストの集合からランダムに500テキストを抜き出したものを用いた。これらのテキストに4回以上出現する単語(約3,300)を使ってテキストのパターン化を行った。各単語をニューラルネットワークの入力層のノードに対応させた。

学習終了後、各出力ユニットに一番強く反応するキーワードを抽出し、そのキーワードを出力ユニットの位置に対応させて出力平面上のキーワードマップを作成した。結果を図4に示す。コンピュータ、パソコン、ワープロ、ソフトといった単語群、又はメーカー、半導体、米国、日本などの単語群が隣接し、関連性の深い単語群を抽出している。

(3) テキストのワードマップ表現⁽⁵⁾

一つのテキストに含まれるキーワードについて，“専門度”と“連想度”という観点からスコアをつけて、これらの尺度で二次元平面上にマップとして表現し、そのテキストの内容を視覚的に表現する研究を行っている。専門度の大きいキーワードは、特定のクラスタに属するテキストでは出現頻度が多く、他のクラスタに属するテキストでは出現頻度が少な

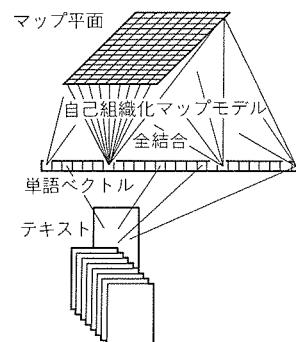


図3. 自己組織化マップモデルを用いた
キーワードマップの作成

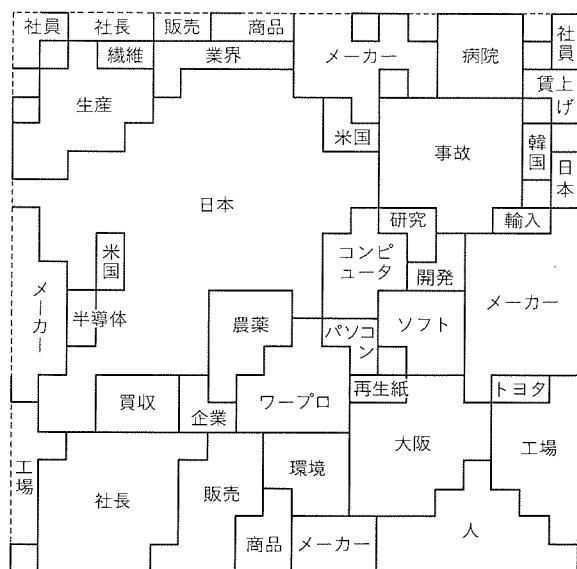


図4. キーワードマップ

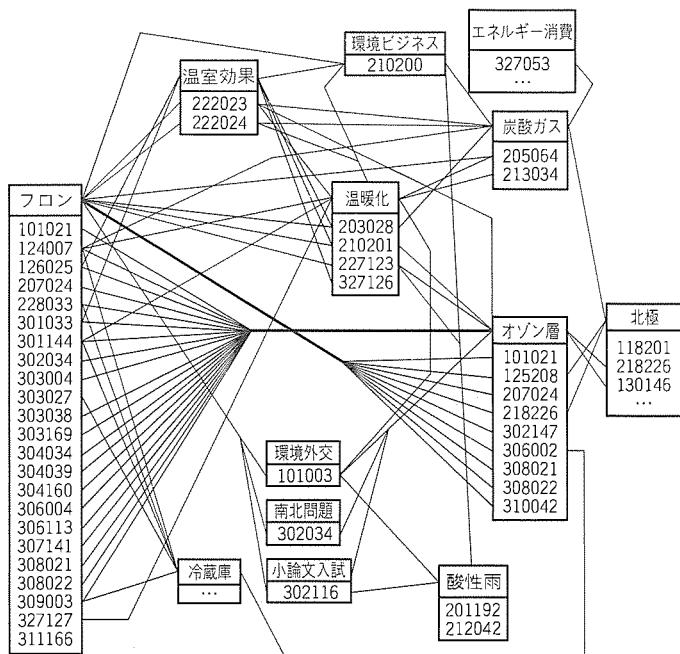


図5. キーワードネットワーク

い単語である。連想度が大きいキーワードは特定のテキストでの出現頻度が多い単語である。専門度、連想度の高いキーワードがインデックスに適している。

3.4 テキストからの自動知識抽出⁽⁶⁾

見出しと本文から構成されるテキストデータを対象として、テキストの見出し部にある単語(名詞)をノードとし、単語を見出し部に含むテキストをノードに対応させ、単語のノードからその単語を本文に含むテキストへリンクを張ることにより、単語の関連性(共起関係)を表すキーワードネットワークを構成し、そのキーワードネットワークにおいて、単語が共起する文書を文脈とすることにより、断片的な知識の連鎖を抽出する方法及び単語の多義を抽出する方法について研究を行っている。新聞テキストデータのキーワードネットワークの例を図5に示す。図で四角の箱の上部の単語は見出し部に現れるキーワードであり、箱の下部はそのキーワードを見出し部に持つテキストデータの識別番号である。フロン、オゾン層、炭酸ガス、温室効果、温暖化といった技術的なキーワードのほか、環境ビジネス、環境外交といった社会的なキーワードもネットワークを構成していることが分かる。そして、キーワードが共起する文脈を考慮することにより、炭酸ガス→温室効果→温暖化といった関連性のある単語の連鎖を得ることができる。

4. むすび

情報散策という新しい利用法が考えられる自己組織型情報ベースの要素技術として、テキストのコーディング、テキストの自動分類、自動インデキシング、テキストからの自動知識抽出の新しいアプローチについて述べた。今後、情報ベースのユーザーインターフェースも、新しい利用法に適したものを探しなければならない。その一つは、利用者が情報ベースを利用する回数が増えるにつれて、その利用者に適応していく適応型インターフェースである。最後に、自己組織型情報ベースは従来の情報ベース／情報検索技術に置き換わるものではなく、情報ベースの新しい利用法(情報散策)を支援するものであることを明確にしておく。

なお、本稿は三菱電機(株)中央研究所で実施した研究と技術研究組合 新情報処理開発機構 情報統合研究室、新機能三菱研究室で1993年度に実施した研究をまとめたものである。また、この研究の実施に当たり朝日新聞社の紙面データを使用した。

参考文献

- (1) 安井照昌：文書の自動分類のための辞書を使わないパターン化方式、情報処理学会第48回全国大会、4-155～156 (1994)
- (2) Arita, H., Kobune, R., Toyoura, J.: Automatic Text Classification by Self-Organizing Neural Network, Proceedings of International Symposium on Neural Information Processing as a part of International Symposia on Information Sciences (ISKIT '92), 82～85 (1992)
- (3) 安井照昌：蟻の行動パターンを用いたテキスト分類の試み、情報処理学会第46回全国大会、3-247～248 (1993)
- (4) 津高新区一郎：自己組織化マップを用いたテキスト自動分類の試み、情報処理学会第46回全国大会、4-187～188 (1993)
- (5) 豊浦潤、有田英一：テキストの内容を表すワードマップ作成の試み、情報処理学会研究会資料 FI 28-3 (1992)
- (6) 有田英一、岡隆一：新聞記事テキストデータからの断片的知識の連鎖の抽出、信学技報 NLC93-66 (1994)

大型望遠鏡“すばる”的 主鏡鏡材最適配置設計

西口憲一* 三神 泉***
下山典子** 佐々木亜紀***
市川 晃* 家 正則+

1. まえがき

現在開発が進められている国立天文台向け大型光学赤外線望遠鏡“すばる”⁽¹⁾⁽²⁾は、世界最高の分解能(0.23秒角)を実現するため、主鏡の熱変形による分解能の劣化を0.02秒角以下に抑えることを目標にしている。“すばる”は、ハワイ島マウナケア山頂(海拔4,300m, 平均気温0°C)へ設置されるため、主鏡製造時と天体観測時の温度差は最大で約20°Cに達する。上記目標を達成するためには、この温度変化による主鏡の熱変形をナノメータのオーダーにまで抑圧する必要がある。そのために、主鏡の鏡材には熱膨張係数(Coefficient of Thermal Expansion: CTE)の極めて小さな($10^{-8} \sim 10^{-9}$)ガラスを用い、さらに、生じた熱変形を補正するのに力制御を行う計画である。ところが、主鏡を構成する部分鏡材のCTEが均一でないことから主鏡の厚さ方向への熱変形が生じ、部分鏡材の配置をランダムに決めたのでは、力制御を加えても上記目標を達成するのが困難な見込みであった。

この困難を解決するために、部分鏡材の配置を組合せ最適化問題として定式化し、確率的な最適化手法であるシミュレーテッドアニーリング(Simulated Annealing, 以下“SA”という。)法を用いて最適配置(正確にいえば準最適配置)を求めた。得られた配置は熱変形を極めて小さく抑え、上記の目標を十分に満足するものである。この配置に基づいて、実際に部分鏡材が並べられ融着接合が行われた。

ここでは、このSA法による最適化の方法、及び得られた配置に対する熱変形量の誤差評価の方法について述べる。

2. 望遠鏡の主鏡鏡材の最適配置問題

2.1 主鏡鏡材の熱変形

“すばる”的主鏡は口径が8.3mあり、初めから1枚鏡とし

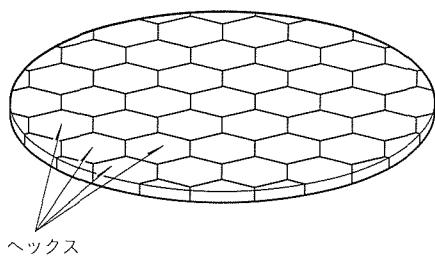


図1.“すばる”的主鏡鏡材

て製造するのが困難なことから、44枚のヘックスと呼ばれる6角形の部分鏡材を融着接合して作られる(図1)。もし、CTEがヘックスの内部で均一で、その値がすべてのヘックスで同一であれば、温度変化に伴って一様な膨張・収縮しか起こり得ず、分解能への影響はほとんどない。ところが実際のヘックスではその製法上、内部でのCTEは面内方向へは一定であるが厚さ方向(面外方向)にある傾きを持ち、バイメタル的な熱変形を引き起こす。正確にいえば、CTEの厚さ方向への変化は曲線的であるが、その平均的な傾きだけが熱変形に関係する。ヘックス内部でのCTEは図2に示すような二つのパラメータ α と β で特徴付けられる。 α はヘックス内部でのCTEの平均値であり、 β は厚さ方向へのCTEの平均的な傾き(最小2乗法で当てはめた直線の傾き)である。これら二つのパラメータ α と β のいずれもがばらつきを持っていて、ヘックスごとに異なる値をとる。そのため、主鏡全体での熱変形の大きさはヘックスの配置の仕方によって異なってくる。したがって、ヘックスを配置するときに、この熱変形ができる限り小さく抑えるような組合せをとる必要がある⁽³⁾⁽⁴⁾。

“すばる”的主鏡は、図3に示すように6角形に分割して番号を付けた。この位置番号は1から55まであるが、44枚のヘックスのうち3枚は2分割して、4枚は3分割して用いるためである。位置番号 k ($1 \leq k \leq K$, $K = 55$ は位置番号の総数)の位置にあるヘックスの α と β をそれぞれ α_k と β_k と置き、それらを要素とするベクトルを $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K)^T$, $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K)^T$ と定義する。このとき、主鏡の一様な温度変化に伴って生じる厚さ方向への変位

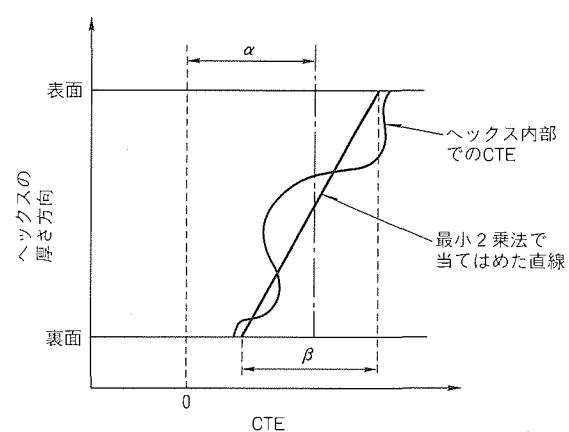


図2. 各ヘックスの平均CTE α とCTEの傾き β

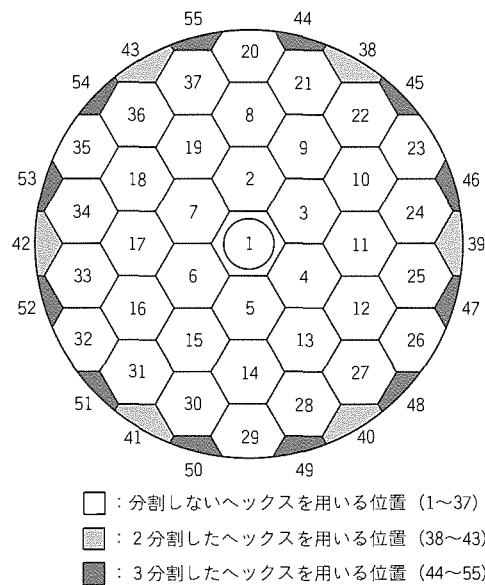


図3. 主鏡の6角形への分割とグループ分け

は、1°C当たり

$$u = U^\alpha \alpha + U^\beta \beta \quad \dots \quad (1)$$

と表せる。ここで、 $u = (u_1, u_2, \dots, u_N)^T$ は主鏡表面の N 個の点における熱変形量を表すベクトルである。“すばる”では264個のアクチュエータで力制御を行うことから、 u はアクチュエータ点での熱変形量で、 $N = 264$ としてある。また、

$$U^\alpha = \begin{pmatrix} U_{1,1}^\alpha & U_{1,2}^\alpha & \cdots & U_{1,K}^\alpha \\ U_{2,1}^\alpha & U_{2,2}^\alpha & \cdots & U_{2,K}^\alpha \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ U_{N,1}^\alpha & U_{N,2}^\alpha & \cdots & U_{N,K}^\alpha \end{pmatrix} \quad \dots \quad (2)$$

$$U^\beta = \begin{pmatrix} U_{1,1}^\beta & U_{1,2}^\beta & \cdots & U_{1,K}^\beta \\ U_{2,1}^\beta & U_{2,2}^\beta & \cdots & U_{2,K}^\beta \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ U_{N,1}^\beta & U_{N,2}^\beta & \cdots & U_{N,K}^\beta \end{pmatrix} \quad \dots \quad (3)$$

は影響行列と呼ばれる行列で、各要素は以下のように定義される。

U_{ik}^α : k 番目の位置にあるヘックスの CTE が、ヘックス内部では一様に 1 ppb (ppb : parts per billion = 10^9 分率) で、それ以外のヘックスの CTE は 0 ppb であると仮定して、主鏡の温度が 1°C 上昇したときに、 i 番目のアクチュエータ点に生じる変位

U_{ik}^β : k 番目の位置にあるヘックスの CTE が、ヘックスの上の面では 0.5 ppb、下の面では -0.5 ppb で、それ以外のヘックスの CTE は 0 ppb であると仮定して、主鏡の温度が 1°C 上昇したときに、 i 番目のアクチュエータ点に生じる変位

影響行列 U^α , U^β は、有限要素法による熱解析で数値的

に求めることができる。

さらに、“すばる”的場合には、主鏡の熱変形や自重変形などを補正するために、能動的な力制御を行う⁽¹⁾⁽²⁾。これには、主鏡の変形をモード展開してその低次モードをアクチュエータで除去するという方式がとられる。上記の U^α , U^β の各行から低次モードを除去したものをそれぞれ U_{res}^α , U_{res}^β とすれば、式(1)の変位を力制御で補正した後の残留変位は

$$u = U_{\text{res}}^\alpha \alpha + U_{\text{res}}^\beta \beta \quad \dots \quad (4)$$

と表せる。

2.2 主鏡鏡材の最適配置問題

主鏡の熱変形に伴う分解能の劣化を最小に抑えるためには、式(4)の残留変位の 2乗和を最小にしてやればよい。すなわち、

$$E = \|u\|^2 = \alpha^T F \alpha + 2 \alpha^T G \beta + \beta^T H \beta \quad \dots \quad (5)$$

が最適化問題の目的関数になる⁽³⁾⁽⁴⁾。ここで、

$$F = (U_{\text{res}}^\alpha)^T U_{\text{res}}^\alpha, G = (U_{\text{res}}^\alpha)^T U_{\text{res}}^\beta,$$

$$H = (U_{\text{res}}^\beta)^T U_{\text{res}}^\beta \quad \dots \quad (6)$$

と置いた。

主鏡鏡材の配置を変更することは、 K 次元ベクトル $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K)^T$ と $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K)^T$ の要素の並べ替えを行うことに相当する。ただし、並べ替えは α と β とで同じでなければならない。したがって、主鏡鏡材の最適配置問題を“ α と β の要素の並べ替えの中で、式(3)の E を最小にするものを見付けること”として定式化することができる。

この並べ替えの組合せの数は、もし K 個の位置のヘックスがすべて置き換える可能であるとすると $K!$ となる。“すばる”的場合には、 $K = 55$ であり、 $K! = 10^{73}$ となって、総当たり式に調べるのは不可能な組合せの数になる。実際には、ヘックスの置き換えには幾つかの制約がある、組合せの数は $K!$ よりも若干少くなるが、すべての組合せを調べるのが不可能なことに変わりはない。

CTE のばらつきに起因する主鏡の熱変形は、平均で 20 nm 以下に抑えることを目標としている。これは、20°C 当たりであるから 1°C 当たりでは 1 nm 以下であり、さらに鏡面全体の平均でこの値を達成するためにはアクチュエータ点での変形量は更にこの半分程度の 0.5 nm 以下に抑えなければならない。これは、変位の 2乗和である E では、

$$E = 264 \times 0.5^2 = 66 \quad \dots \quad (7)$$

を目標値とすることに相当する。

2.3 配置をランダムに選んだ場合の熱変形

鏡材の CTE は非破壊での測定が可能であり、ガラスメーカーからヘックスごとの CTE データが提供される。しかし、その時期はヘックスの一体融着の直前であるため、あらかじめ実際の CTE データと同じ統計的性質を持つデータを作成し、そのデータを用いて様々な数値実験を行った。図4に想定した CTE のデータを示す。このデータに対して、ヘック

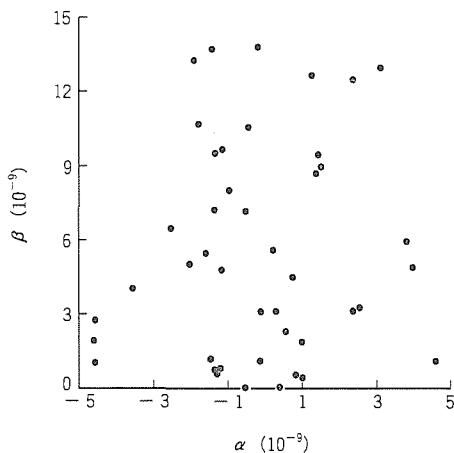


図4. 想定したCTEの分布

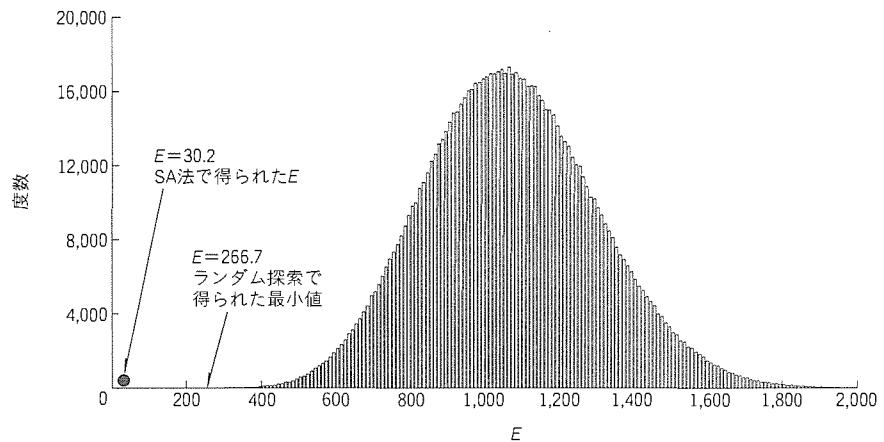


図5. ランダム探索によるEのヒストグラム

表1. 熱変形量の計算と誤差評価に用いた諸元

諸元	数值	備考
$\text{Tr}(F) = \sum_{k=1}^K F_{kk}$	2.30 nm^2	有限要素法による計算結果
$\text{Tr}(H) = \sum_{k=1}^K H_{kk}$	44.49 nm^2	有限要素法による計算結果
$\sum_{k,l=1}^K H_{kl}$	7.51 nm^2	有限要素法による計算結果
$\bar{\alpha}$: α の平均	0 ppb	設定値
$\bar{\beta}$: β の平均	5.57 ppb	設定値
$\text{Var}(\alpha)$: α の分散	4.56 ppb^2	設定値
$\text{Var}(\beta)$: β の分散	49.57 ppb^2	設定値
σ_α^2 : α の測定誤差の分散	$1/240 \text{ ppb}^2$	α の測定値が ppb の単位で量子化されたデータを 20 個平均して作られることによる。
σ_β^2 : β の測定誤差の分散	$1/240 \text{ ppb}^2$	β の測定値が ppb の単位で量子化されたデータを 20 個平均して作られることによる。
ϵ : 热解析の相対誤差	0.03	設定値

スのあらゆる配置についての E の平均値は、

$$\langle E \rangle = \text{Tr}(F) \text{Var}(\alpha) + \text{Tr}(H) \text{Var}(\beta) + \sum_{k,l=1}^K H_{kl} \cdot \bar{\beta}^2 = 1068.6 \quad \dots \quad (8)$$

また、アクチュエータ点での変位の RMS (Root Mean Square) 値は、

$$\sqrt{\langle E \rangle / N} = \sqrt{1068.6 / 264} = 2.01 \text{ nm} \quad \dots \quad (9)$$

となる (各数値は表1のものを用いた)。これは、先の目標値からかなり懸け離れた大きな値である。

図5には、ヘックスの配置をランダムに決めた場合の E の分布を示す。この図は 10^6 通りの異なる配置をランダムに決め、各配置の E のヒストグラムをとったものである。このようなランダムな数多くの配置の中から、最も E の小さいものを選ぶという方法も考えられるが、この方法では限界がある。表2に示すのはランダムな配置の個数を変えていったときに E の最大値や最小値がどのように変化するかを調べたものであるが、配置の個数を 10 のベキで増やしていくても最小値の減少の仕方は緩やかであり、すぐに計算時間の限界に達してしまう。

3. SA法による最適配置

前節で定式化したような組合せ最適化問題に対して、近年、ニューラルネットワークを始めとして、SA法や遺伝アルゴリズム等、新しい概念に基づく最適化手法が盛んに研究されている^{(5)~(8)}。ここでは、このうちの確率的な最適化手法である SA 法を用いて主鏡鏡材配置の最適化を行った。

SA 法は、目的関数が多数の極小値を持つ最適化問題において、温度という揺らぎを利用して大域的な最小値を求めるための確率的な探索法である⁽⁶⁾。この手法は、大規模な組合せ最適化問題を解くために 1980 年代の初期に提案され⁽⁷⁾、以後、巡回セールスマント問題を始めとする種々の組合せ最適化問題へ適用されている⁽⁶⁾。

SA 法を前節の部分鏡材最適配置問題へ適用した場合のアルゴリズムは次のようになる。

- (1) 初期配置を任意に決め、 E の値を計算する。
- (2) $n = 1, 2, \dots, n_{\max}$ について (3) ~ (6) の処理を繰り返す。

- (3) アニーリングにおける温度 $T(n) = c / \log(1+n)$ を計算する。ただし、 c はあらかじめ設定した正の定数である。
- (4) $k = 1, 2, \dots, k_{\max}$, $l = k+1, k+2, \dots, k_{\max}$ について (5) 及び (6) の処理を繰り返す。
- (5) 位置番号 k と l の二つのヘックスを交換した場合の E の増分 ΔE を計算する。
- (6) 乱数を発生させて、確率

$$P = \frac{1}{1 + \exp\{\Delta E / T(n)\}}$$

で上記の二つのヘックスを交換する。交換が行われたときは、 $E + \Delta E$ を新たな E とする。

前節と同じ CTE データに対して SA 法を適用した場合の E の推移の例を図 6 に示す。この図のように E は、最初の $n = 2 \sim 3$ くらいまでに急激に減少し、あとゆっくりと揺らぎながら減少していくというのが、今回計算したすべての場合に共通の現象であった。図 7 に示すのは、 $n = 8,037$ で見いだされた $E = 30.2$ となる配置パターンである。この E の値は図 5 のヒストグラムの中にその位置を示してある。これから明らかかなように、SA 法を用いれば、ランダム探索で得られる最小値に比べてはるかに小さな値が得られる。

図 8 には、ランダムな配置と SA 法を用いて求めた E が小さい配置とのそれについて、三つずつのパターンを示してある。なお、ここではパターンを見やすくするために、 β だけを黒丸の面積として図示してある。このうちの小さい E の配置パターンから分かる特徴は、周辺部と中心のヘックスには大きな β が割り当てられているということと、隣り合ったもの同士は近い値をとることである。前者は面積の小さいヘックスに大きな β を割り当てる全体としての熱変形を小さくしていると解釈できるし、また、後者は隣同士似た値の β を持ってきてバイメタル的な熱変形を打ち消しあっていると解釈できる。したがって、 β だけを考えればこれらは合理的な配置になっていて、逆にこれらの特徴を持つよう配列パターンを作ることも考えられる。しかしながら、そのような配置を作るアルゴリズムを見付けることは簡単ではないし、図には示さなかったが、さらに α のパターンの特徴まで考慮しなければならない。したがって、ここで示した SA 法はそのようなアルゴリズムを見いだすのが困難な最適配置問題に対して特に有効な方法である。

表 2. ランダム探索で得られた E の統計値

試行回数	10^2	10^3	10^4	10^5	10^6
最大値	1,689.8	1,923.4	1,934.2	2,116.2	2,307.0
平均値	1,084.6	1,061.9	1,068.9	1,070.3	1,069.9
最小値	445.6	445.6	343.45	302.0	266.7
標準偏差	244.3	231.8	232.9	230.5	230.4

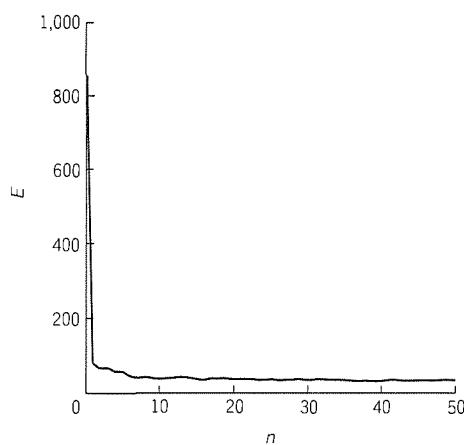


図 6. SA 法による E の推移

4. 誤差評価

最適化に用いられる評価関数は、CTE の測定誤差と、モデル化誤差や計算誤差などの有限要素法による熱解析の誤差を含む。誤差を含む評価関数に基づいて最適化を行った場合に得られる E は、ヘックスの配置をランダムに選んだ場合の平均的な E よりも大きな誤差を含むはずである。ここでは、そのような最適化で得られる E の誤差を評価する。

まず、最適化の結果得られる $E \equiv \|u\|^2$ の真値 $E_{\text{true}} \equiv \|u_{\text{true}}\|^2$ からの誤差 δE を、

$$\begin{aligned}\delta E &= E - E_{\text{true}} = \|u\|^2 - \|u_{\text{true}}\|^2 \\ &= 2(u, \delta u) - \|\delta u\|^2 \quad \dots \quad (10)\end{aligned}$$

と変形する。ここで、 $\delta u \equiv u - u_{\text{true}}$ は熱変形量の誤差で

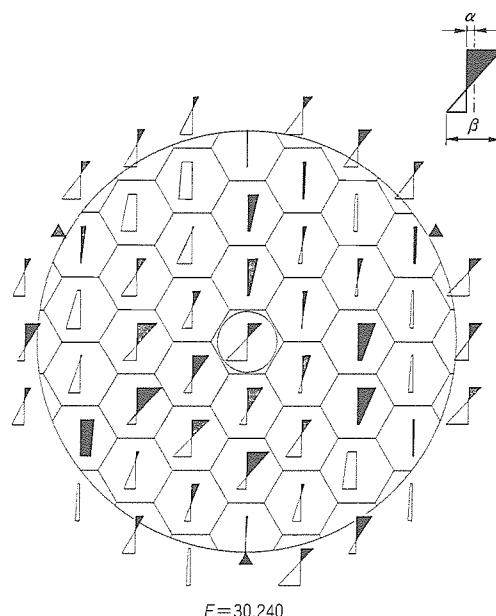
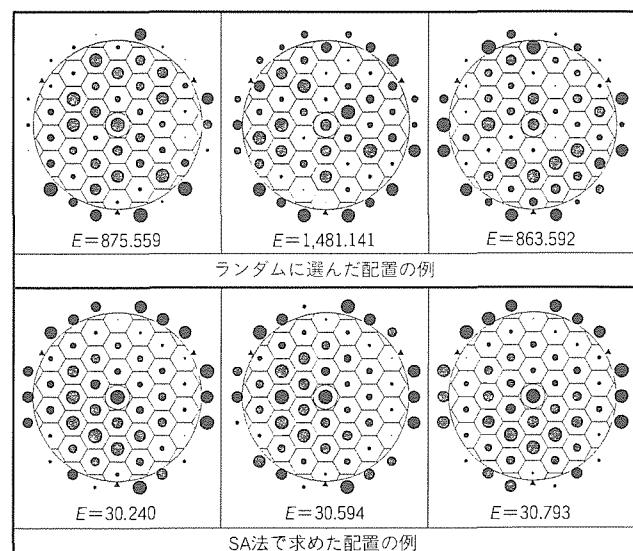


図 7. SA 法によって得られたヘックスの配置パターン



注 ●の面積が β の値を表す。

図 8. ヘックスの配置パターンの比較

ある。問題になるのは E が小さな値をとり、かつ E_{true} が大きな値をとるとき、すなわち誤差 δE が負の値をとる場合である。特に最適化の結果得られる E についてはこのような傾向が現れるはずである。そこで、

$$-\delta E = -2(u, \delta u) + \|\delta u\|^2 \quad \dots \dots \dots \quad (11)$$

の右辺第1項に Schwartz の不等式を適用して、

$$\begin{aligned} -\delta E &\leq 2\|u\| \cdot \|\delta u\| + \|\delta u\|^2 \\ &= 2\sqrt{E} \cdot \|\delta u\| + \|\delta u\|^2 \quad \dots \dots \dots \quad (12) \end{aligned}$$

とし、さらに $\|\delta u\|^2$ はその平均値 $\mu^2 \equiv \langle \|\delta u\|^2 \rangle$ で置き換えて、

$$-\delta E \leq 2\sqrt{E} \cdot \mu + \mu^2 \quad \dots \dots \dots \quad (13)$$

で誤差を評価することにする。この評価はベクトル δu の向きに関して最悪値での評価になっている。

次に、 μ の値を評価するために熱変形量の誤差を、

$$\delta u = \delta u_1 + \delta u_2 \quad \dots \dots \dots \quad (14)$$

$$\delta u_1 = U_{\text{res}}^\alpha \delta \alpha + U_{\text{res}}^\beta \delta \beta \quad \dots \dots \dots \quad (15)$$

$$\delta u_2 = \delta U_{\text{res}}^\alpha \alpha + \delta U_{\text{res}}^\beta \beta \quad \dots \dots \dots \quad (16)$$

と分ける。ここで δu_1 は CTE の測定誤差 $\delta \alpha$ と $\delta \beta$ に基づく u の誤差、 δu_2 は有限要素法による熱解析の誤差に基づく u の誤差である。まず、CTE の測定誤差に関しては、 $\delta \alpha_k, \delta \beta_k, k = 1, \dots, K$ はすべて統計的に独立であることを仮定し、

$$\langle \delta \alpha_k \rangle = \langle \delta \beta_k \rangle = 0 \quad \dots \dots \dots \quad (17)$$

$$\langle \delta \alpha_k^2 \rangle = \sigma_\alpha^2, \langle \delta \beta_k^2 \rangle = \sigma_\beta^2 \quad \dots \dots \dots \quad (18)$$

と置く、このとき、

$$\begin{aligned} \mu_1^2 &\equiv \langle \|\delta u_1\|^2 \rangle \\ &= \text{Tr}\{(U_{\text{res}}^\alpha)^T U_{\text{res}}^\alpha \langle \delta \alpha \delta \alpha^T \rangle\} \\ &\quad + \text{Tr}\{(U_{\text{res}}^\beta)^T U_{\text{res}}^\beta \langle \delta \beta \delta \beta^T \rangle\} \\ &= \text{Tr}(F) \sigma_\alpha^2 + \text{Tr}(H) \sigma_\beta^2 \quad \dots \dots \dots \quad (19) \end{aligned}$$

となる。次に、熱解析の誤差については、

$$\mu_2^2 \equiv \langle \|\delta u_2\|^2 \rangle \sim \varepsilon^2 \langle \|u\|^2 \rangle = \varepsilon^2 \langle E \rangle \quad \dots \dots \dots \quad (20)$$

となることを仮定する。ここで ε は誤差の相対的大さを表すパラメータで、 $\langle \cdot \rangle$ はヘックスのあらゆる配置に関しての平均を表す。CTE の測定誤差と熱解析の誤差とは独立だから $\mu^2 = \mu_1^2 + \mu_2^2$ とすることができる。

以上の解析と、表1に示した数値から E の誤差が評価できて、

$$-\delta E \leq 12.9 \quad \dots \dots \dots \quad (21)$$

となる。この右辺の値は最適化で得られた E の値 30.2 に対して無視できるほど小さいものではないが、この誤差を付け加えても E の値は十分目標を満足するものになっている。

5. む す び

SA 法を用いて望遠鏡“すばる”的主鏡鏡材の最適配置を

行った結果、熱変形量は配置をランダムに決めた場合に比べて著しく小さく抑えられ、種々の誤差要因を考慮しても目標性能であったナノメータのオーダーまで抑えられることが分かった。現在“すばる”的主鏡はこのようにして決められた配置に従って一体融着が行われ、次の製造過程に移行したところである。

最後に、この最適配置の設計に当たり、御支援・御協力いただいた関係各位に深く感謝の意を表する。

参 考 文 献

- (1) 家 正則, 唐牛 宏, 小林行泰: 動きだした 8 m すばる望遠鏡計画, 応用物理, 62, No. 6, 540 ~ 551 (1993)
- (2) 安藤裕康, 伊藤 昇: 宇宙の光を探る—大型光学赤外線望遠鏡「すばる」に取り入れられる技術—, 日本機械学会誌, 95, No. 889, 1073 ~ 1076 (1993)
- (3) 三神 泉, 伊藤 昇, 遠田治正, 佐々木亞紀, 山下泰正, 安藤裕康, 家 正則: JNLT 主鏡の熱変形解析, 日本天文学会1990年春季年会, B114 (1990)
- (4) Mikami, I., Sasaki, A., Itoh, N., Asari, K., Nishiguchi, K., Iye, M.: Hexes Pattern Optimization Method in ULE Primary Mirror Blank, Proceeding of ESO Conference on Progress in Telescope and Instrumentation Technologies, Garching, 67 ~ 70 (1992)
- (5) ミニ特集: 最適化法の新展開, 計測と制御, 29, No. 12 (1990)
- (6) Aarts, E., Korst, J.: Simulated Annealing and Boltzmann Machines, John Wiley & Sons (1989)
- (7) Kirkpatrick, S., Gelatt Jr, C. D., Vecchi, M. T.: Optimization by Simulated Annealing, Science, No. 220, 671 ~ 681 (1983)
- (8) 西口憲一, 市川 晃, 三神 泉, 佐々木亞紀: 構造物の熱変形最小化を目的とした組合せ最適化問題への Gibbs サンプラーの応用, Preprints of 23rd ISCIE Symposium on Stochastic Systems Theory and Its Applications, Osaka, 91 ~ 96 (1991)
- (9) Sasaki, A., Mikami, I., Shimoyama, N., Nishiguchi, K., Powell, W. R., Edwards, M. J., Ando, H.: Primary mirror blank fabrication of SUBARU Telescope, SPIE Conference on Advanced Technology Optical Telescope V, Hawaii, (SPIE Proceedings 2199) (1994-3)

高橋正信*
森 伯郎**
久間和生*

プリント基板電子部品最適配置用 CAD

1. まえがき

プリント基板の設計は、部品の配置を決める配置設計と配線を決める配線設計の二つのフェーズからなる。このうち、配線設計については、かなりの部分が自動化されている。これに対し、配置設計には有効な自動化手法がなく、熟練設計者がCADシステムを利用して手作業で行っているのが現状である。このため、プリント基板設計コストのかなりの部分が配置設計コストで占められており、コスト低減のネックになっている。

我々は、この問題を解決するため、新しい配置設計法を開発した。この手法は、ニューラルネットワークモデルを応用したもので、従来の配置手法とは全く異なるものである。計算機シミュレーションでは、従来法より大幅に向上した性能が得られており、配置設計の自動化手法として有望である。例えば、特殊な問題ではあるが、この手法によって10,000個の部品の最適配置が得られている。

以下、この手法の概要を述べた後、シミュレーション結果を示し、最後にプリント基板の配置設計を行った例を紹介する。

2. 部品配置最適化問題

配置設計は、あるコスト関数が最小となる配置を見付ける一種の最適化問題と考えることができる。コスト関数を決める制約は、実際のプリント基板ではいろいろあるが、ここでは最も重要な制約として総配線長を取り上げ、総配線長が最短となる配置を見付けることを考える。また、問題を簡単化して、部品の大きさが同じで、部品を配置する位置もメッシュ状の格子点上にある場合を考える。このとき、配置最適化問題は、“部品間の配線本数が与えられたとき、総配線長が最短となる部品配置を求めよ。”という問題として定義でき

	1	2	3	4
1	0	3	3	1
2	3	0	1	3
3	3	1	0	3
4	1	3	3	0

図1. 部品間の配線本数

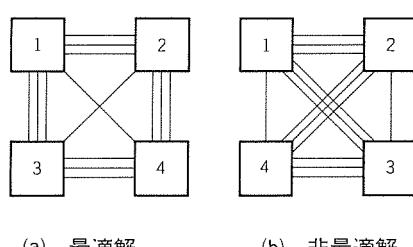


図2. 配置最適化の例（部品数4個）

る。部品数4個の場合の各部品間の配線本数の例を図1に、配置結果の例を図2に示す。

この問題に対する解析的な解法は見付かっていない。したがって、最適解を求めるためには、部品数Nの場合には $N!$ 通りの部品配置の組合せのすべてをしらみつぶしに調べる必要がある。図2のような部品数4個の場合には人間でも即座に最適解を出せるが、部品数が多くなると最適解を求めるることはほとんど不可能になる。例えば、部品数がわずか20個でも、その配置の組合せは 2×10^{18} 通りあり、現実的時間内に最適解を見付けることは困難である（一つの配置を10 nsで調べたとして約800年必要）。したがって、この問題を解くに当たっては、近似解（準最適解）をいかに少ないコスト（計算時間、メモリ容量など）で見付け出すかがポイントとなる。

3. ニューラルネットワークモデルによる配置最適化法

3.1 配置最適化原理

最適化問題を解決するニューラルネットワークモデルとしては、相互結合型モデルが広く用いられている⁽¹⁾⁽²⁾。しかし、相互結合型モデルには、問題の規模Nに対して N^4 のオーダーのハードウェア（メモリ）を必要とし、さらにはネットワークの規模の増大とともにしばしば意味のない（正しくない）答を出すという問題点がある。このため、大規模な問題への適用が困難であった。そこで、我々は自己組織化モデルと呼ぶニューラルネットワークモデルを用いた手法を開発した。この手法は、部品数Nの問題に対して、必要なメモリは $O(N)$ ($O(N)$ はNのオーダーであることを意味する)で、従来のニューラルネットワークモデルを用いた手法⁽²⁾⁽⁴⁾や緩和法⁽⁵⁾などの配置最適化法で得られるよりも優れた解をより短時間で得られる特長を持っている。

この手法は、自己組織化モデルの持つトポロジカルマッピング⁽³⁾の機能を利用して配置を最適化するものである。トポロジカルマッピングとは、入力から出力へのマッピング（割付け）を、トポロジー（位置関係、順序関係）を保ったまま行うものをいう。例えば、図3に示されるように、正方形内にある点集合（入力）から四つのニューロン（出力）へのマッピングを考えた場合、

左上にある点は左上のニューロン、右下の点は右下のニューロンというように、位置関係を保ったままマッピングされる。

部品配置最適化問題について考えると、部品配置位置(入力)にはトポロジーがあるが、そこに配置される部品(出力)にはトポロジーがない。そこで、部品間の距離を仮定することにより、部品にトポロジーを導入する。部品間の総配線長を短くするという観点に立てば、配線本数の多い部品は少ない部品よりも近くに配置される必要がある。そこで、部品間の距離は、配線本数の多い部品ほどその間の距離は短くなるように対応付ける。このように対応付けて、自己組織化アルゴリズムによってトポロジカルマッピングを実現すると、総配線長の短い部品配置が得られる。

3.2 アルゴリズム

基本的なアルゴリズムを以下に示す。

- (1) N 個の部品それぞれにニューロン 1 個を割り当て、各ニューロンの重みベクトル $\mathbf{W}_i = (W_{i1}, W_{i2})$ を初期化する。
- (2) 部品配置位置座標 $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, X_{i2})$ の集合から一つの位置座標 \mathbf{X}_s を選択する。
- (3) 位置座標 \mathbf{X}_s に最も距離が近い重みベクトルを持つニューロン n_b (最適適合ニューロン) を求める。このとき、部品 b は位置 s に配置される。
- (4) 重みベクトルを次式で更新する。

$$\Delta \mathbf{W}_i = (\mathbf{X}_s - \mathbf{W}_i) \times \varepsilon \times f(i, b) \quad \dots \dots \dots (1)$$

ここで、 ε は定数である。 $f(i, b)$ は、部品 b と部品 i 間の

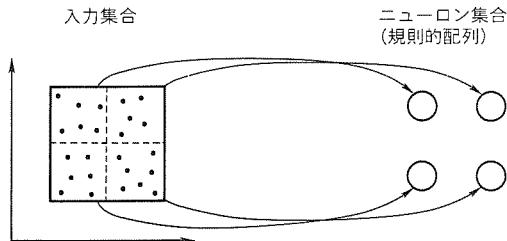


図 3. トポロジカルマッピングの例

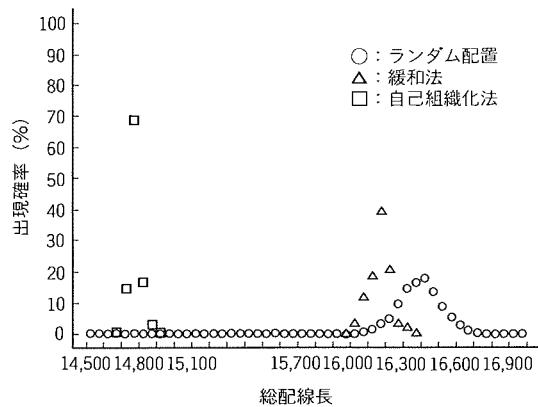


図 4. ランダム配線問題の配置結果の
総配線長のヒストグラム

距離に依存する関数で、 $i = b$ のときは 1 となる。

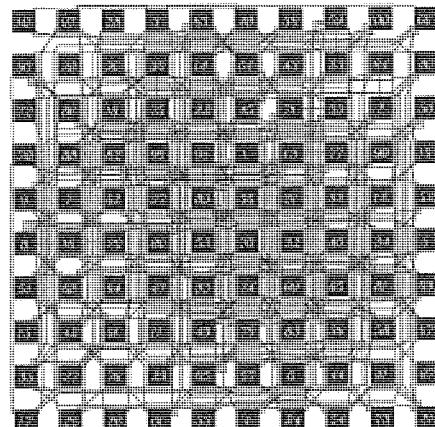
- (5) すべての部品配置位置が選択されるまで(2)から(4)を繰り返す。これが 1 回のサイクルであり、一つの部品配置が得られる。
- (6) サイクルを繰り返し、得られた最適解を答えとする。

4. シミュレーション結果

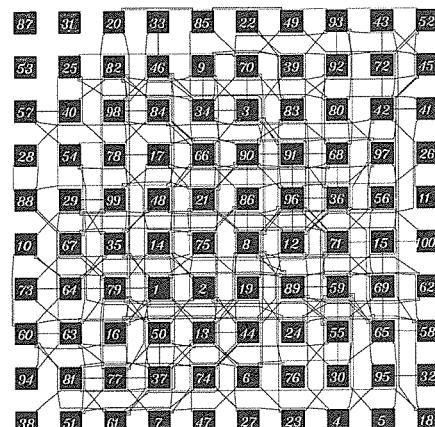
4.1 ランダム配線問題

実際のプリント基板回路の問題では、各部品間の配線の本数はランダムでも規則的でもなく、その間にいると考えられる。そこで、部品間の配線本数がランダムな場合と規則的な場合の 2 種類の問題に対してシミュレーションを行った。なお、計算時間はすべて EWS (演算速度 = 2.6 MFlops) を用いた場合のものである。

まず、ランダム配線問題として、部品数 100 個で、すべての部品間に確率 0.5 で 1 本の配線がある問題を解いた。比較する従来手法として、緩和法⁽⁵⁾ (配線をゴムひもと考えて張力が緩和するように配置を求める手法) を選んだ。図 4 は計算時間と同じ 1 分としたときの解 (総配線長) のヒストグラ



(a) 初期ランダム配置 (総配線長1,761)



(b) 配置結果の一例 (総配線長836)

図 5. ランダム配置問題の配置結果

ムである。この手法は、緩和法よりも優れた解を求めることが分かる。次に、ランダム配線問題の配置結果の一例を図5に示す。図(a)は100個の部品のランダムな初期配置で、図(b)は配置結果の一例である。なお、部品間の配線本数は、平均2.5本である。この手法により、総配線長は約半分に低減された。また、図(b)に示されるように、他の部品との配線を持たない三つの部品(部品番号31, 53, 87)は最外周部に配置されることが分かる。

4.2 規則的配線問題

規則的配線問題として、最適配置において、各部品が最近接部品とだけ1本の配線で結ばれる問題を解いた。この問題の場合には最適配置が分かっている。部品数25個の場合で、計算時間と同じ1秒としたときの総配線長のヒストグラムを図6に示す。この手法では、1秒以内に100%の確率で最適解(総配線長40)が求められており、緩和法よりも優れていることが分かる。最適解を求めるまでの平均時間は0.16秒であった。部品数100個の場合の初期ランダム配置と、5サイクル後の配置、及び280サイクル後の最適配置を図7(a), (b), (c)にそれぞれ示す。この手法により、サイクル数2,000回以内に、確率99%で図(c)に示される最適解を求めることができた。また、確率50%で最適解を求めることができるサイクル数は280回、計算時間にすると3.8秒であった。

規則的配線問題については、部品数10,000個までシミュレーションを試み、真の最適配置が得られている。

5. プリント基板電子部品配置設計への応用

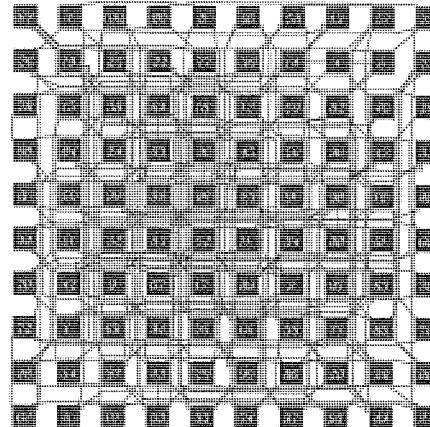
開発したソフトウェア(S/W)を改良し、プリント基板上での電子部品の配置設計に応用した。最大の改良点は、大きさの異なる部品を扱えるようにしたことである。開発した配置設計S/Wは、従来のCADシステムの中で配置設計ツールとして利用できる。その場合の利用形態(処理の流れ)を図8に示す。

(1) 部品サイズやネットリストなどのCAD用の設計データを基に、配置設計S/Wのデータファイルを作成する。

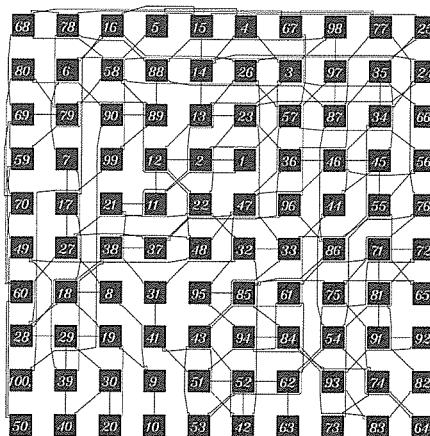
様々な制約条件もこのときにデータに含める。

- (2) ニューロ応用配置設計S/Wによって配置設計し、配置結果のデータファイルを得る。
- (3) 配置結果のデータファイルをインターフェースによって変換し、CAD用の設計データベースに戻す。

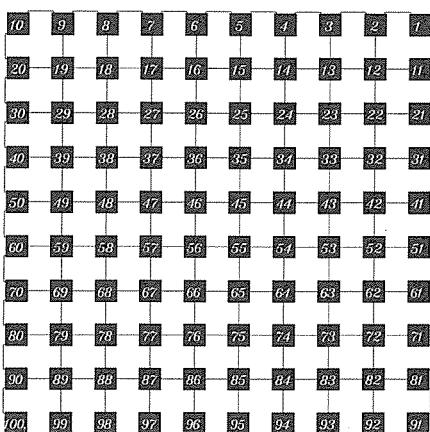
部品数190個の実際のプリント基板回路のデータを用い、配置を最適化した。入力データは、部品を配置する領域、部



(a) 初期ランダム配置 (総配線長1,179)



(b) 5サイクル後の配置 (総配線長480)



(c) 280サイクル後の最適配置 (総配線長180)

図7. 規則的配線問題の配置結果

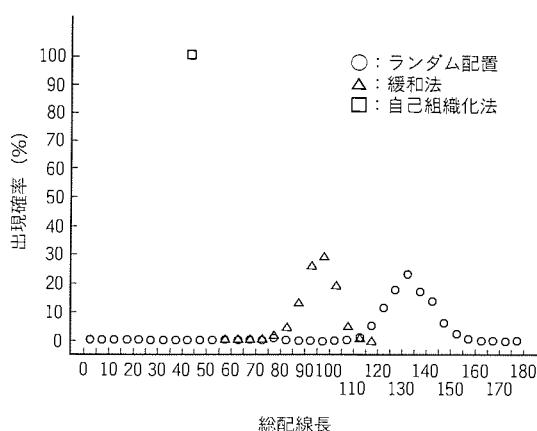


図6. 規則的配線問題の配置結果の総配線長のヒストグラム

品サイズ及び配線情報などである。部品サイズは、最小3mm×3mmから最大43mm×15mmまであり、配線本数は1本から26本まである。また、190個の部品のうちコネクタを含む40個の部品は配置位置があらかじめ決められている。結果を図9(a)(b)に示す。

配置結果の総配線長は46mと、ランダムに配置した場合(158m)の29%に低減され、良好な結果が得られた。計算時間は、約2分であった。なお、図9は片面基板の場合であるが、両面実装基板の配置設計にも利用できる。

実際の配置設計では配線長の短縮以外にも様々な制約条件を満たすように設計する必要があり、現在それらの制約条件の導入も進めている。制約条件の一つとして部品の配置方位に制約を加えた場合の配置設計例を図10に示す。

6. むすび

この手法は、緩和法などの従来の部品配置最適化法や他のニューラルネットワークモデルを用いた手法に比べて、より短時間で優れた配置結果が得られる特長を持つ。例えば、最適配置が分かっている特殊な問題に対して、この手法によって10,000個の部品の最適配置が得られた。

また、実際の問題への応用としてプリント基板回路部品の配置設計に適用し、良好な結果を得た。このS/Wは、データのインターフェースをとることで、従来のCADシステムの中で配置設計ツールとして利用できる。この手法を用いることにより、現在人手によって行われている部品配置設計の自動化が進み、設計時間の大幅な短縮とコストの削減が期待できる。今後は、種々の制約条件の導入を進め、配置設計時間をより短縮できるようS/Wの改良を進める予定である。なお、当社設計技術センターにおいて開発したCADの実用化を計画中であることを付記しておく。

最後に、このS/Wの開発に当たり、プリント基板データの提供や有益な御助言をいただいた関係各位に深く感謝の意を表する。

参考文献

- (1) Hopfield, J. J., Tank, D.: "Neural" Computation of Decisions in Optimization Problem, Biological Cybernetics, 52, 141~152 (1985)
- (2) Akiyama, Y., Yamashita, A., Kajiura, M., Aiso, H.: Combinatorial Optimization with Gaussian

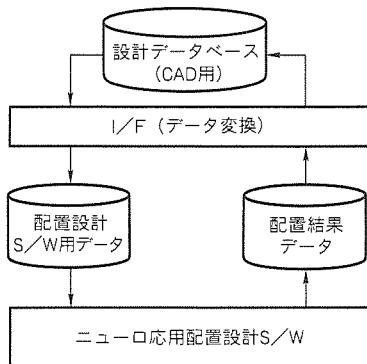
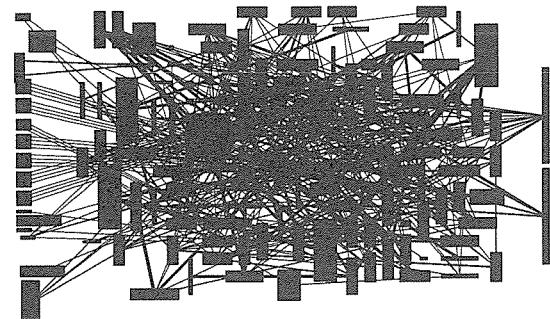
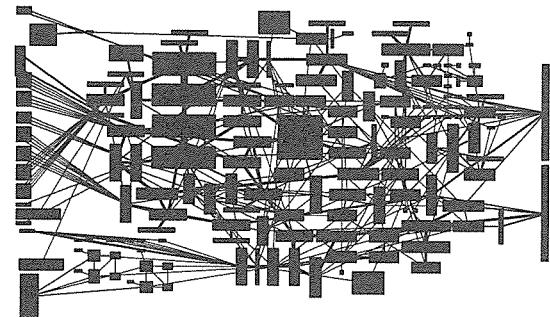


図8. 配置設計S/Wの利用形態



(a) ランダム配置 (総配線長158m)



(b) 配置結果の一例 (総配線長46m)

図9. この手法によって配置設計したプリント基板回路

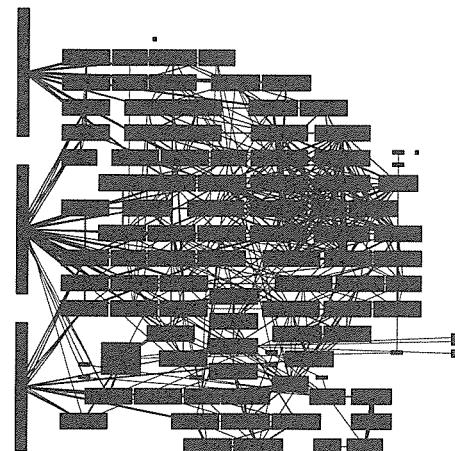


図10. 配置設計例 (部品配置方位指定あり)

Machines, Proceedings of the IEEE/INNS International Joint Conference on Neural Networks, 1, 533~540 (1989)

- (3) Kohonen, T.: The Self-organizing Map, Proceedings of the IEEE, 78, 1464~1480 (1990)
- (4) 高橋正信, Balzer Wolfgang, 久間和生: ポルツマンマシンにおける学習の高性能化と認識・最適化問題への応用, 電気学会研究会, SC-91-2 (1991)
- (5) メルビル ブーア編: ディジタル計算機の自動設計, 産業図書, 256~264 (1973)

ニューロン応用 生産スケジューリングシステム

青山 功* 根岸道郎**
石塚裕一* 中島克人*

1. まえがき

相互結合型ニューラルネットワークの一つであるホップフィールド (Hopfield) モデル (図1参照) には、ネットワーク全体が持つエネルギー関数が定義されている。エネルギー関数の値は、ネットワークの状態が更新されるごとに減少し、状態更新が収束したとき極小値 (又は最小値) となる。この特性を利用して、ホップフィールドモデルを用いて計画問題などの制約充足問題を解くことができる。

一般的には、問題の制約条件からその条件が満たされたときに最小値を取るような式 (以下“評価関数”という。) を求め、その評価関数をホップフィールドモデルのエネルギー関数と等価とおくことにより、ネットワークの結合重みとしきい値を決定し、ネットワークの状態を収束させることによって解を求める。しかし、制約条件から求めた評価関数がエネルギー関数と等価とおけないような場合、この方法では解を求めることができない。

このため我々は、ホップフィールドモデルの変形版として、評価関数からエネルギー関数へのマッピングを行わずに、各ニューロンの出力の変化に対する評価関数の変化量を用いて状態更新を行う手法を提案し、生産ラインのスケジューリングシステムへの応用を図った。

この論文では、ホップフィールドモデルを用いて制約充足問題を解く場合における従来手法及び新しく提案する手法について説明した後、生産スケジューリングシステムのシミュレーション結果を示し、さらにこのシステムの持つ対話機能について説明する。

2. 従来手法による制約充足問題の解法

ホップフィールドモデルは、すべてのニューロンがお互いに結合している相互結合型のニューラルネットワークの一つであり、各ニューロンのダイナミックスは式(1)、式(2)で表される。

$$a_i(t+1) = f(u_i(t+1)) \dots \dots \dots (1)$$

$$u_i(t+1) = u_i(t) + \sum_{j=1}^N w_{ij} a_j(t) - \theta_i \dots \dots (2)$$

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} a_i a_j - \sum_{i=1}^N \theta_i a_i \dots \dots (3)$$

$a_i(t)$: ニューロン i の時刻 t における出力

$u_i(t)$: ニューロン i の時刻 t における内部ポテンシャル

w_{ij} : ニューロン j からニューロン i への結合重み

θ_i : ニューロン i のしきい値

$f(x)$: 出力関数

ホップフィールドモデルには、式(3)で表されるネットワーク全体のエネルギー関数が定義されている。エネルギー関数の値は、ネットワークの状態更新とともに減少し、収束状態において最小値 (一般的には極小値) を取る。従来の手法は、この特性を利用して“制約の充足”を“エネルギーの最小化”に置き換えて制約充足問題を解いている。すなわち、各制約条件に対して制約を満たしたときにその値が最小となる評価関数を求め、この評価関数とエネルギー関数を等価とおくことによってネットワークの結合重みと各ニューロンのしきい値を決定し、ネットワークの状態を収束させることによって解を求めるのである。以下に評価関数の求め方、エネルギー関数と等価とおくための評価関数の変形方法及び結合重みとしきい値の求め方について述べる。

(1) 評価関数の求め方

評価関数は、制約条件を満たしたときに最小値を取るように設定する。例えば、 i 番目ニューロンの出力を a_i で表すとする。このとき制約条件が

$$a_i = A \quad (A \text{ は定数})$$

で与えられるとすると、各ニューロンに対する部分評価関数 F_i は、

$$F_i = (a_i - A)^2$$

とでき、これをすべてのニューロンに関して加え合わせた全体の評価関数は、

$$F = \sum_i F_i = \sum_i (a_i - A)^2$$

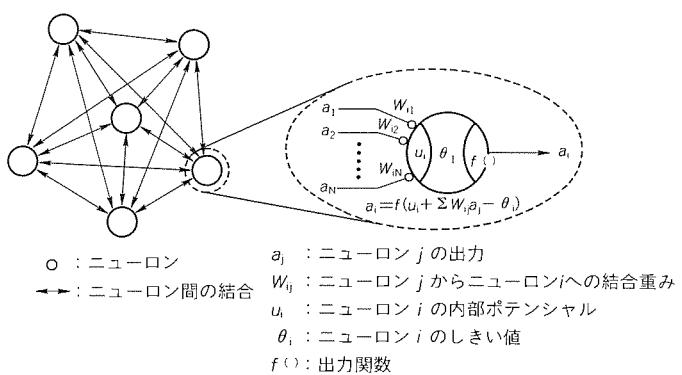


図1. ホップフィールドモデル

$$= \sum_{ij} \delta_{ij} a_i a_j - \sum_i 2A a_i + \sum_i A^2$$

となる。 δ_{ij} はクロネッカデルタであり、 i と j が等しいときに1、それ以外の場合は0となる。この式を更に変形すると、

$$F = -\frac{1}{2} \sum_{ij} (-2 \delta_{ij}) a_i a_j - \sum_i 2A a_i + \sum_i A^2$$

となる。

(2) 結合重みとしきい値の求め方

変形した F に係数 C をかけ、エネルギー関数 E を等価とおくことによってネットワークの結合重みと各ニューロンのしきい値を求めることができる。 $CF \equiv E$ から、

$$\begin{aligned} w_{ij} &= -2C \delta_{ij} \\ \theta_i &= 2AC \end{aligned}$$

となる。このとき、 F の第3項は定数項でエネルギーの変化には影響がないので無視できる。

結合重みとしきい値が求まれば、式(1)、式(2)に従ってネットワークの状態を収束させることによって解を求めることができる。

3. 評価関数の変化量を用いた制約充足問題の解法

制約条件が“等号”で表されるものは前述の手法を用いることができるが、“不等号”で表されるものは評価関数の変形が難しく、エネルギー関数と等価とおけない場合がある。この場合、結合重みとしきい値が決まらず、解を求めることができない。

そこで我々は、評価関数をエネルギー関数にマッピングできないような制約充足問題を解くための手法を提案する。我々が提案する手法は、ホップフィールドモデルを変形したものであり、状態更新とともにネットワークのエネルギーが減少するという点では同じであるが、ホップフィールドモデルは重みとしきい値を決定して状態更新を行うのに対し、我々の提案する手法は重みやしきい値を求めずに直接エネルギーの変化量を求め、エネルギーをその変化量分だけ減少させることにより、状態更新を行うという点が異なっている。なお、エネルギー変化量は、評価関数を各ニューロンの出力を表す変数でそれぞれ微分することによってニューロン単位で求める。

以下に我々が提案する手法の状態更新方法について説明する。

(1) ある制約条件に対する評価関数 F がニューロン $1, \dots, n$ の出力 a_1, \dots, a_n で表される多項式 $F(a_1, \dots, a_n)$ であるとき、時刻 t におけるニューロン i の出力の変化に対する F の変化量 $\Delta F_i(t)$ を求める。

$$\Delta F_i(t) = \frac{\partial F}{\partial a_i(t)}$$

(2) 時刻 $t+1$ におけるニューロンの内部ポテンシャル $u_i(t+1)$ として、時刻 t におけるニューロン i の内部ポテンシャル $u_i(t)$ を $R_i \Delta F_i$ だけ減少させたものとする。ただし、 R_i は ΔF_i の係数である。

$$u_i(t+1) = u_i(t) - R_i \Delta F_i(t)$$

(3) 時刻 $t+1$ におけるニューロン i の出力 $a_i(t+1)$ を求める。

$$a_i(t+1) = f(u_i(t+1))$$

ここで、 $f(\cdot)$ はニューロンの出力関数である。

この手法により、制約条件が不等号で与えられるような制約問題も解くことができる。

4. 生産ラインモデル

この論文では、評価関数の変化量を用いる手法の応用例として、生産ラインのスケジューリングを行った。以下に今回用いた生産ラインモデルを説明する(図2参照)。

- (1) 生産ラインは2本あり、それぞれ1系、2系と称する。2本のラインは全く同じラインである。
- (2) 各ラインの生産工程は、A, B, C, D, Zの5工程からなり、A, B, C工程はA工程から順に行われるが、D工程はA～C工程とは別に行われる。Z工程は、A～C工程でできた部品とD工程でできた部品から製品の組立てを行う。
- (3) このほかに、1系、2系のラインが共有する工程のためのラインが一つある。この共有工程ラインはE, Fの二つの工程からなっている。

5. ニューロン及び評価関数の設定

生産ラインのモデル化が終わると、次に何をニューロンの出力に割り当てるかを決めなければならない。ニューロン出力の割当てが決まれば、制約条件からニューロンの出力を変数とする評価関数を求めることができる。この章では、ニューロン出力の割当てと評価関数の導出方法について述べる。

5.1 ニューロンの割当て

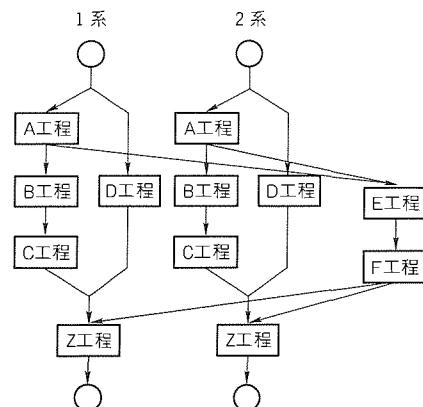


図2. 生産ラインモデル

我々は各ロットごとの各工程開始日を出力する“ロット数×工程数”個のニューロン（以下“工程開始日ニューロン”という。）、及び各ロットの生産優先順位を表す1組のニューロン（以下“生産順位ニューロン”という。）をロット数分設けた。1組の生産順位ニューロンはそれぞれロット数個のニューロンで構成されており、その中の何番目のニューロンが1を出力するかで生産順位を表現している。したがって、1組の生産順位ニューロンのうち一つのニューロンだけ1を出力し、それ以外は0を出力する。生産順位ニューロンの総数は“(ロット数)²”である。

5.2 制約不等式のための部分評価関数 $\phi(x)$ の定義

変数 a に対する制約が $a - A \leq 0$ (A は定数) であるようなら、この制約を満たすときに最小値をとる関数として $\phi(x)$ を式(4)のように定義する。

$$\phi(x) = \begin{cases} x - \frac{1}{2} & x > 1 \\ \frac{1}{2}x^2 & 0 < x \leq 1 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

$\phi(x)$ は、 x が0以下のときは最小値0をとり、 x が正の場合は x の値が0に近いほど小さな値をとる（図3参照）。この場合の部分評価関数は、 $\phi(a - A)$ となる。

5.3 制約条件と評価関数

この節では、不等式で与えられる制約条件からの関数 $\phi(x)$ を用いた評価関数の導出方法を示す。例として、“各ロットの開始日（A工程の開始日）は製造可能開始日よりも早くてはいけない。”という制約条件からの評価関数の導出を行う。

まず、この制約条件を式で表すと式(5)のようになる。

$$S_i - a_{iAs} \leq 0 \quad (5)$$

ただし、 S_i はロット i の製造開始可能日、 a_{iAs} はライン s 上の i 番目のロットの A 工程の工程開始日を表す。

次に、ロット i がライン s で生産されるときの部分評価関数を F_{is} とすると、

$$F_{is} = \phi(S_i - a_{iAs}) \sum_k b_{isk} \quad (6)$$

となる。ただし、式(6)において、 $\sum_k b_{isk}$ はロット i がライン s で生産される場合にのみ F_{is} を有効にするための項であ

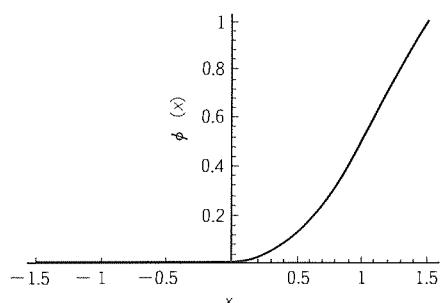


図3. 部分評価関数 $\phi(x)$

る。したがって、全ロット全ラインに対する評価関数を F とすると、

$$F = \sum_s \sum_i \phi(S_i - a_{iAs}) \sum_k b_{isk} \quad (7)$$

となる。

6. ニューロンの状態更新

全部で n 個の評価関数 (F_1, \dots, F_n) が得られたとすると、工程開始日ニューロン a_{ips} の状態更新は以下のように行われる。

- (1) F_k ($k = 1, \dots, n$) を a_{ips} で微分した値 ΔF_k を求める。

$$\Delta F_k = \frac{\partial F_k}{\partial a_{ips}}$$

- (2) 各ニューロン内部ポテンシャル u_{ips} を評価関数の変化量だけ減少させる。

$$u_{ips} = u_{ips} - \sum_k R_k \Delta F_k$$

ここで、 R_k は評価関数 F_k の有効度を決める係数である。

- (3) 出力関数を用いてニューロンの状態を更新する。

$$a_{ips} = f_a(u_{ips})$$

生産順位ニューロン b_{isk} の状態更新も同様にして行う。

ただし、ニューロン a_{ips} 、 b_{isk} の状態更新に用いる出力関数はそれぞれ以下のとおりとした。 M はスケジュール対象日数を表す。

- ニューロン a_{ips} の出力関数

$$f_a(x) = M \times \left(\frac{2}{1+1/e^x} - 1 \right) \quad (8)$$

- ニューロン b_{isk} の出力関数

$$f_b(x) = \frac{1}{1+1/e^x} \quad (9)$$

7. スケジューリングの実行

今回実行例として、7つのロットに対するスケジューリングを行った。このシステムでは初期値は適当に与えられ、最終工程（Z工程）の日程が変化しなくなるまで状態更新を繰り返す。実行結果を図4に示す。図において、横軸が日数、縦軸が各工程を表している。また、縦軸は最初に1系の工程、次に2系の工程、最後に共通工程という順に並んでいる。画面上で番号が振られている長方形は、各工程の工程期間を表していて、各番号はそれぞれロット番号を表している。また、横向きの三角形は各プロジェクトの納期を表している。

図4の実行結果は制約条件を満たした状態で収束している。しかし、満足のできる解であるとは限らない。このシステムは、このような場合のためにユーザーとの対話機能を備えており、各工程を表す長方形をユーザーがマウスを用いて移動させた後、再実行されることによってより、満足度の高い結果を得ることもできる。例えば、図4において、ロット4の

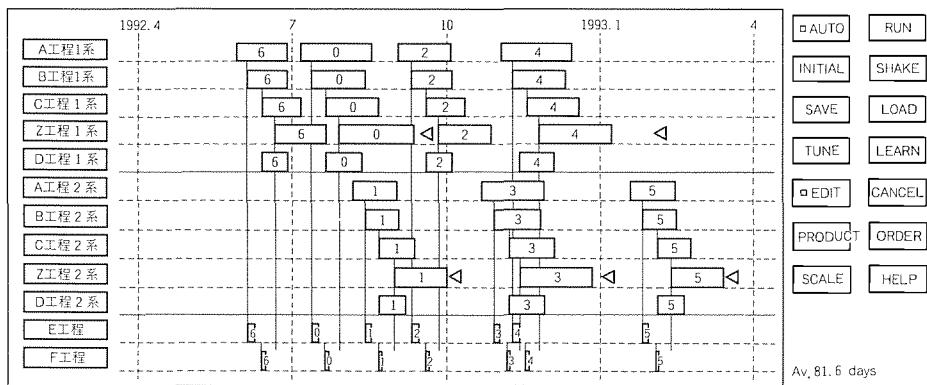


図4. スケジューリング実行結果

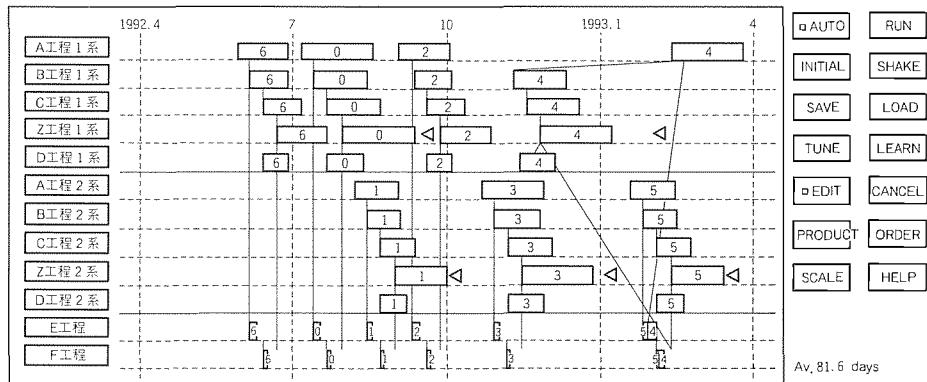


図5. ユーザーによる結果の移動

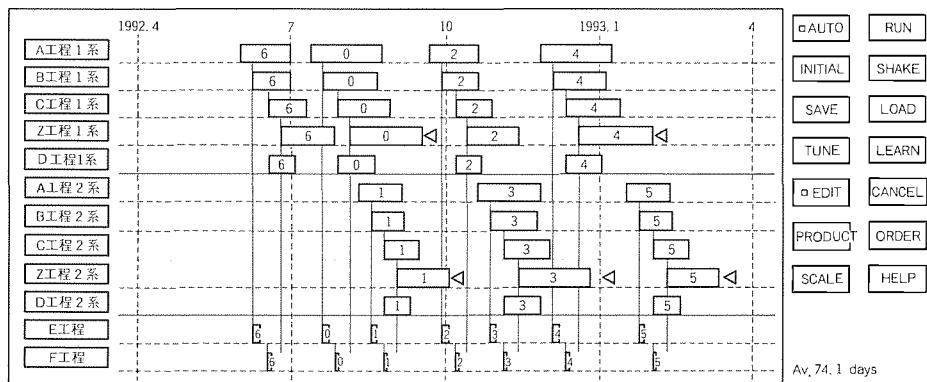


図6. スケジューリング再実行結果

Z工程(上から4番目の工程)の終了日とロット4の納期には間が空いているので、Z工程の終了日をできるだけ納期に近付けるためにはA工程(最初の工程)をもう少し遅らせて開始したほうがよい。そこで、①ユーザーはマウスを用いてロット4のA工程を表す長方形を適当に後ろに移動させ

(図5)、②もう一度システムを実行させるとロット4のZ工程が納期に近いところで終了するような結果が得られるのである(図6)。このように制約充足型のニューラルネットワークを用いることにより、中間状態からの対話的な再実行機能を容易に構築することができる。

8. むすび

ホップフィールドモデルの制約充足問題への一般的な適用手法では、制約条件をエネルギー関数にマッピングして結合重みとしきい値を求めるため、このマッピングがうまく行えなければ解を求めることができない。そこで我々は、エネルギー関数へのマッピングが困難な問題に対して、結合重みとしきい値を用いずに、制約条件から導いた評価関数の変化量を用いて状態更新を行う手法を提案した。また、実際に生産ラインのスケジューリングに適用し、この手法がエネルギー関数へのマッピングが困難な問題の解を求める場合に有効であることを示した。

参考文献

- (1) 武田光夫：神経回路と組合せ最適化問題，数理科学，No.289，14～22 (1987-7)
- (2) 麻生英樹：ニューラルネットワーク情報処理，産業図書 (1988)
- (3) Hopfield, J. J., Tank, D. W.: 神経回路を使ったコンピュータ・モデル，ニューロコンピュータ最前線，200～219，日経BP社 (1988)

リカレントニューラルネットワークによる電力系統制御

小島康弘* 合田忠弘***
泉井良夫** 京本寿美恵***

1. まえがき

近年、社会の高度情報化に伴い、電力系統はますます複雑・大規模化し、より高度な計画、運用、制御等が求められている。特に、社会の電力依存度が高まり、コンピュータ等の情報機器の導入に伴い、より精密な電圧の制御、すなわちVQ (Voltage and Reactive Power: VQ, 電圧・無効電力) 制御が求められている。VQ 制御とは、個々の電気所において 3 変数 (2 電圧 1 無効電力) を 2 制御信号 (タップ、スタコン) で制御するものである。従来の制御アルゴリズムでは、簡略化された電力系統における近似方程式の解の符号だけに着目し、タップ及びスタコンの上下指令のみを得ている。この方法には、電力系統の近似方程式による影響、制御平面の取り方やパラメータの設定の困難さ、演算遅延による制御遅れなど多くの課題点が存在していた。

一方、ニューラルネットワークの学習機能を、制御の分野に応用する試みが数多くなされている^{(1)~(3)}。その手法は、主として次の二つに分類できる。一つは、他の手法による制御装置のパラメータを、ニューラルネットワークを用いてチューニングするハイブリッド型であり、もう一つはニューラルネットワークにより、直接対象を制御するものである。後者の方法のうち、制御対象の逆ダイナミックスをニューラルネットワークに学習させる方法がある⁽²⁾。この手法では通常、まずニューラルネットワークを用いて制御対象のダイナミックスを同定し、次に逆ダイナミックスを学習する。学習終了後は、実際の制御対象を精度良く制御することが可能であるが、時系列データを扱うため制御対象に応じてニューラルネットワークを設計しておく必要がある。

そこでこの研究では、まず制御対象の逆ダイナミックスの学習に全結合のリカレントニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network, 以下“RNN”という) を用いることを提案する。この RNN は、多層構造のニューラルネットワークとは異なり、内部ループを持っているので⁽⁴⁾、任意のダイナミックスの表現が可能である。そこで、この逆ダイナミックスの学習アルゴリズムを電力系統の VQ 制御に応用する。つまり、電力系統の逆ダイナミックスをニューラルネットワークに学習させることにより、VQ 制御特性の向上が可能となることを示す。以下の章では、まず RNN に制御対象の逆ダイナミックスを学習させるアルゴリズムを示す。次に、逆ダイナミックスを持つニューロン VQC (VQ 制御装

置) の構成について述べる。また、実際の系統制御に用いる場合の適応学習のアルゴリズムを提案する。最後にシミュレーションによってその有用性を、従来の VQC と比較し、検討する。

2. RNNによる逆ダイナミックスの学習

この章ではニューラルネットワークの学習機能を用いて、制御対象の逆ダイナミックスを学習する方法⁽¹⁾⁽²⁾について述べる。この論文では、順・逆ダイナミックス学習において、ダイナミックスを直接表現することのできる RNN を用いる。

2.1 RNNの構成

RNN とは、相互結合型のニューラルネットワークで、一般的な構成は図 1 のとおりである。図から分かるように RNN では、すべてのニューロンの出力が再帰的に入力されている。このため、ネットワークの中に過去の信号の履歴を持ち、時系列データの時間相関を学習することができるため、ディレーラインを用いることなくダイナミックスを持つことが可能である。また、ニューロン間が全結合になっているため、構造的には多層構造を含めてすべての結合モデルを含んでおり、高度な処理を行うことが可能である。

これまでに全結合の RNN の学習アルゴリズムは、幾つか報告されている^{(4)~(6)}。この論文で用いた学習アルゴリズムでは、Williams らの学習アルゴリズム⁽⁴⁾によって求められる最急降下法を用いて、共役こう(勾)配法によって学習の高速化を図っている。

2.2 制御対象の逆ダイナミックスの学習

制御系を構成する場合、あらかじめ対象の特性が分かっていれば、その逆ダイナミックスを解析的に解くことにより、

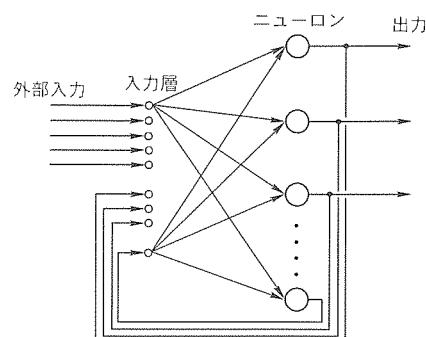


図 1. リカレントニューラルネットワーク

制御対象にとって最適なコントローラを構成することができる。しかし一般に、制御対象の伝達特性は未知である場合が多く、たとえ分かっていても逆ダイナミックスを求めることは困難である。そのような場合に、ニューラルネットワークを用いて制御対象の逆ダイナミックスを求める方法がある⁽²⁾。この論文ではこの逆ダイナミックスの学習に、全結合のRNNを用いることを提案する⁽⁷⁾⁽⁸⁾。RNNを用いることの利点は、

- (1) 制御対象の伝達特性の次数等を知る必要がない。
- (2) 状態の履歴を内部に蓄えることができる。
- (3) フィードバック制御を容易に扱うことができる。

などである。一般に逆ダイナミックスの学習は、二つのフェーズからなる。フェーズ1は、対象のダイナミックスの同定である。図2のように、特性が未知の制御対象とRNN1を並列に結合する。RNNの学習アルゴリズムを用い、各時刻で制御対象の出力とニューラルネットの出力が一致するよう

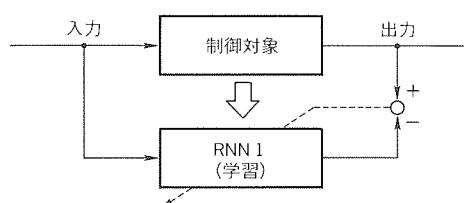


図2. 順ダイナミックスの学習

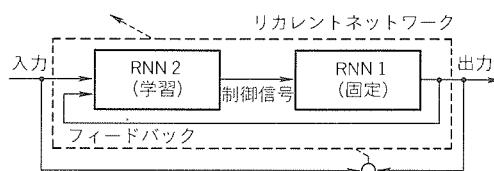


図3. 逆ダイナミックスの学習

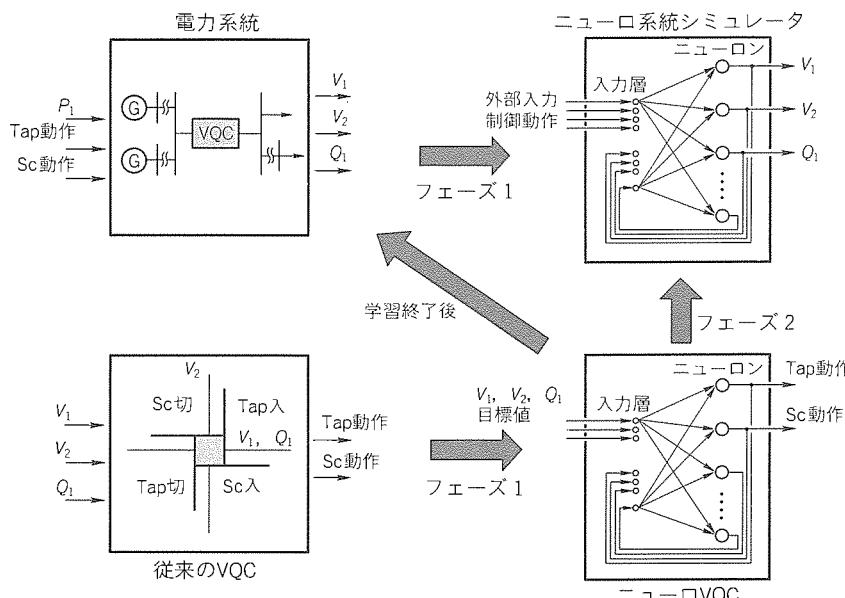


図4. ニューロンシステムシミュレータ及びニューロンVQCの学習

に学習を行う。

フェーズ2は、逆ダイナミックスの学習である。図3のように、フェーズ1で学習した制御対象のダイナミックスを持つRNN1と、逆ダイナミックスを学習するRNN2を考える。この二つのRNNを相互に結合させ、全体を一つのRNNとして扱う。相互に結合させるのは、フィードバック制御を考慮に入れるためである。RNNの全伝達特性が1となれば、RNN2はRNN1の逆ダイナミックスを持つ。学習時はニューラルネットワークへの入力として、制御対象(RNN1)に対する希望出力を与え、入出力が一致するように前述のアルゴリズムで学習を行う。ただし、RNN1については制御対象の特性が変化しないようにシナプス荷重を固定とする。

学習終了後は、RNN2が単独で制御対象の逆ダイナミックスを持つので、これを用いて実際の制御対象を制御する。

なお、この手法では制御対象から制御装置への結合を考えているため、正確には逆ダイナミックス学習ではないが、フィードバック信号を扱える構造になっているため、逆ダイナミックスによる直接制御に比べて安定である。本来の逆ダイナミックスを学習するには、RNN1からRNN2への結合を切り離せばよい。

3. 電力系統制御への応用

この章では2章で述べた逆ダイナミックスの学習を、電力系統におけるVQ制御へ適用する。

3.1 電力系統におけるVQCの役割

電力系統の制御の問題のうち、電圧・無効電力制御について考える⁽⁹⁾。電気所を中心として考えたとき、電力系統への入力としては変圧器一次側通過有効電力(P_1)、負荷時タップ切換変圧器(タップ: Tap)及び調相設備(スタコン: Sc)

の値などが考えられる。出力としては、変圧器の一次、二次側電圧(V_1, V_2)、一次側通過無効電力(Q_1)を考え、これを目標値($V_{1set}, V_{2set}, Q_{1set}$)と一致させるものがVQCである。タップとスタコンは V_1, V_2, Q_1 を制御するための制御量である。

従来の制御アルゴリズムは、簡略化した電力系統の近似方程式について、感度係数の符号(±)のみを用いて得られている。すなわちVQ制御平面において、動作点がある程度目標値から離れるとタップ又はスタコンのon/off動作によって制御を行う(図4左下)。この方法には、方程式の近似による影響、最適なパラメータの調整が困難、演算遅延による制御遅れなどの問題点が存在している。また、

二つの制御量で三つの制御変数を制御するので、すべてを目指値に一致させることはできない。そこで以下では、2章で述べたニューラルネットワークを用いて、ニューロVQCを構成する。

3.2 ニューロ系統シミュレータ及びニューロVQCの構成

逆ダイナミックスの学習アルゴリズムに従い、ニューロ系統シミュレータ及びニューロVQCを構成する。それぞれの関係を図5に示す。

学習フェーズ1は、ニューロ系統シミュレータの学習、フェーズ2はニューロVQCの逆ダイナミックス学習に相当する。フェーズ1ではニューロ系統シミュレータを学習するとともに、ニューロVQCの初期状態として従来のVQCの制御特性を学習する。

フェーズ2では、ニューロ系統シミュレータとニューロVQCを相互に結合させ(図5)、全体を一つのRNNとして扱い、入力(V_{1set} , V_{2set} , Q_{1set})と出力(V_1 , V_2 , Q_1)が一致するように学習を行う。ここでニューロ系統シミュレータの学習において、当該電気所外の制御動作信号が必要となるため、当該電気所で得られる情報から推測した制御動作信号(P_t)を用いる。学習終了後はニューロVQCを取り出し、実際の電力系統を制御する。

学習データは、三つの異なる負荷変化率(増加、一定、減少)について各60個のデータからなる時系列パターンを、別の電力系統の潮流計算プログラムを用いて作成する。学習終了後は、ニューロVQCを潮流計算プログラムに組み込み、学習時の負荷変化率を含む複数のパターンについて、それぞれ60個のデータからなる時系列パターンによって制御性能を検証する。

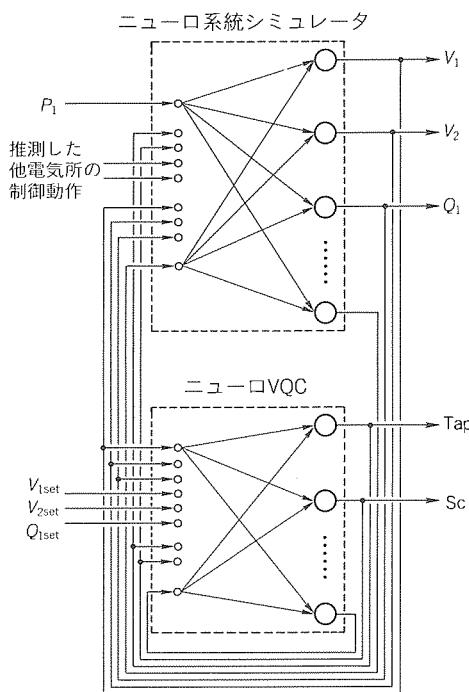


図5. ニューロVQCの学習フェーズ2

3.3 ニューロVQCの適応学習

ここでは、電力系統の特性が学習時と異なる場合の適応学習アルゴリズムについて考える⁽¹⁰⁾。すなわち、

(1) 系統状態が学習時の外挿となる場合

(2) 系統特性が学習時と異なる場合

には、あらかじめ学習しておいたニューロVQCの特性で、必ずしも最適な系統制御ができるとは限らない。このための適応学習を考えたシステムを図6に示す。

このシステムでは、ニューロVQCの制御信号を用いて実系統を制御すると同時に、ニューロ系統シミュレータにも同じ制御信号を与える。常に両者の出力の差を監視しておき、あらかじめ設定したしきい値を超したときは系統特性が変化したものとして、系統制御を従来のVQCアルゴリズムに切り替えると同時にニューロVQC及び系統シミュレータの再学習を行う。この再学習が終了すれば、再びニューロVQCによる制御を行う。

4. 結果と考察

4.1 シミュレーション結果

まず、このアルゴリズムの有用性を検証するため、小規模な電力系統モデルについて、ニューロVQCの適用を行った⁽⁷⁾。モデル系統は、2発電機、2負荷、8母線、2電気所からなり、ニューロVQCには1電気所を割り当てた。負荷変化パターンは、学習時に+600, 0, -400(MW/600s)を、検証時にはそれ以外に+400, +200, -200を用いた。

学習は、ニューロ系統シミュレータとして7ニューロン、ニューロVQCとして5ニューロンを用いて行い、ワークステーション(30MIPS相当)で約30分であった。

ニューロVQCによるVQ制御の一例を図7に示す。図中、横軸は時間で10分間、縦軸はそれぞれPU値である。上の三つについて、実線は電力系統の V_1 , V_2 , Q_1 、点線はその目標値、下の二つは着目した電気所のTap, Scの制

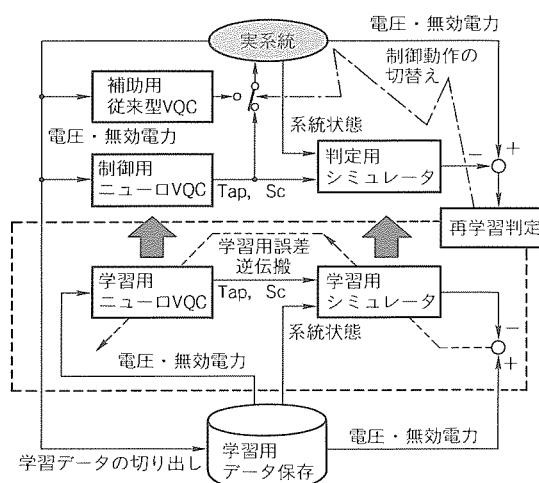


図6. ニューロVQCの適応学習

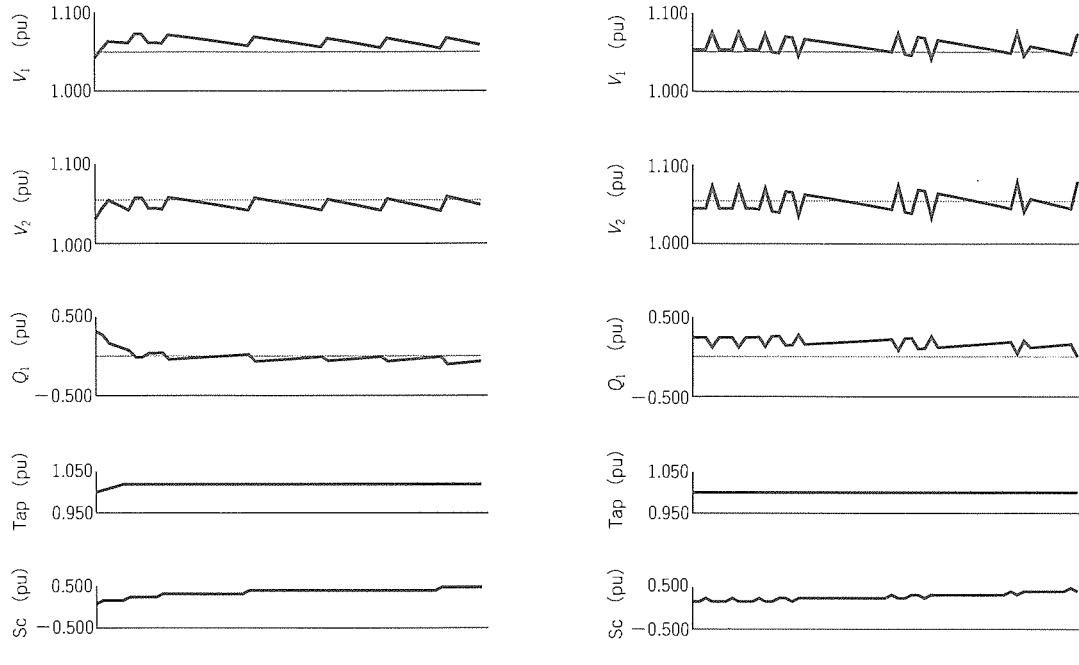
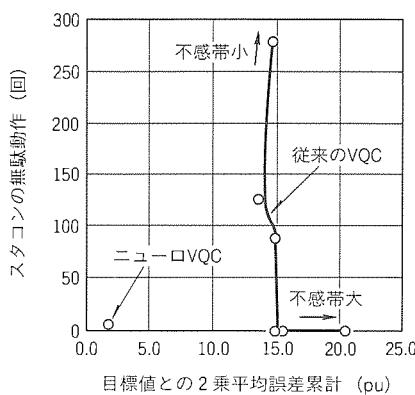


図7. VQ制御の例（小規模系統の場合）

図8. ニューロVQCと従来のVQCの性能の比較
(小規模系統の場合)

御動作である。また、この電気所における電圧・無効電力の目標値との2乗平均誤差の各パターンの合計と、スタコンの無駄動作の回数の関係を図8に示す。従来のVQCについては、パラメータとして不感帯の幅を変化させている。

適応学習の結果を図9に示す。シミュレーション条件としては、先と同じく小規模モデルで行った。初期学習はパターン2, 4, 6について行い、外挿パターン1について再学習した結果である。

4.2 考 察

小規模の系統モデルに対しては、図7から従来のVQCの制御では Q_1 が目標値から離れているのに対し、ニューロVQCの制御では精度良く制御されていることが分かる。また、この制御例では、ニューロVQCは電圧を安定に制御しているが、従来のVQCは他のVQCと干渉し合い、on/offを繰り返すハンチングと呼ばれる現象を起こしている。

図8について簡単に説明する。従来のVQCの制御特性は、

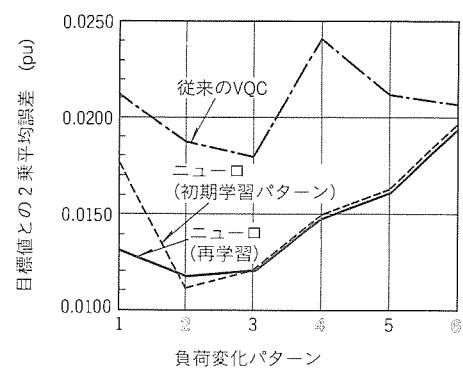


図9. 適応学習の結果

不感帯を狭くすると、精度良く制御できるがスタコンの無駄動作が多くなる。また、不感帯を広くすると、スタコンの無駄動作は少なくなるが制御精度が悪くなる。

適応学習については、図9からニューロVQCは外挿パターンについても従来のVQCと比較すれば精度良く制御することができるが、適応学習を行うことにより、更に精度良く制御できることが確認できた。

以上の結果から、ニューロVQCは従来のVQCと比較して、

- 電圧・無効電力を精度良く制御できる。
 - 無駄な制御動作数が少なく安定である。
- と言うことができる。

このように、制御精度と無駄動作の点でニューロVQCの制御結果が従来のVQCに比べて良い理由は、

- (1) 非線形な電力系統の逆ダイナミックスを線形近似することなく得ているので、制御動作が正確なこと。

- (2) RNN により、過去の信号の履歴を蓄えるので、等価的に予測機能を持つこと。
- (3) 試行錯誤的な調整パラメータが存在しないこと。
- であり、今回提案した RNN を用いた逆ダイナミックス学習アルゴリズム及び逆ダイナミックス学習アルゴリズムを用いたニューロ VQC の有用性が確認された。

5. む す び

この論文では、電力系統制御における VQ 制御にニューラルネットワークを用いることを提案した。この際、リカレントニューラルネットワークで逆ダイナミックスの学習を行うことにより、実際の系統特性に適した制御を行うことが可能となる。小規模系統モデルにおけるシミュレーションにより、制御精度及び無駄動作の点で従来の VQC より優れることを示した。

また、適応学習シミュレーションを行った結果、未学習の負荷パターンに対しても従来の VQC と比較して、精度良く制御でき、更に適応学習を行うことにより、より安定に制御することができることが分かった。これは、RNN を用いた逆ダイナミックスの学習手法の有用性を示す結果である。なお、実規模程度の系統モデルについても良好なシミュレーション結果が得られており、現在プロト機を試作中である。

参 考 文 献

- (1) Miller, Sutton & Werbos edit. : Neural Networks for Control, The MIT Press (1990)

- (2) Jordan, M. I. : Generic Constructions on Under-specified Target Trajectories, Proc. IJCNN, 1, 217 (1989)
- (3) Miyamoto, H., Kawato, M. : Feedback-Error-Learning Neural Network for Trajectory Control of a Robotic Manipulator, Neural Networks, 1, 3 (1988)
- (4) Williams, R. J., Zipser, D. : A Learning Algorithm for Continually Running Fully Recurrent Neural Networks, Neural Computation, 1, 2, 270 (1989)
- (5) Pineda, F. J. : Dynamics and Architecture for Neural Computation, J. Complexity, 4, 216 (1988)
- (6) Sato, M. : A Real Time Learning Algorithm for Recurrent Analog Neural Networks, Biol. Cybern., 62, 237 (1990)
- (7) 小島康弘, 泉井良夫, 京本寿美恵, 合田忠弘 : ニューラルネットワークによる電圧・無効電力制御, 電気学会電力技術研資, PE-91-70, 99 (1991)
- (8) 小島康弘, 泉井良夫, 京本寿美恵, 合田忠弘 : リカレントニューラルネットワークによる電圧・無効電力制御, 電気学会論文誌 C, 113-C, No.6 (1993)
- (9) 関根泰次 : 電力系統工学, コロナ社, 424 ~ 429 (1979)
- (10) 小島康弘, 泉井良夫, 京本寿美恵, 合田忠弘 : ニューロ VQC による適応制御, 電気学会全国大会, 1274 (1993)

産業用ロボットの高精度制御

宮崎友宏*
前川清石*
馬場孝夫*

1. まえがき

ロボットのプログラミング手段として、実機を用いないオフラインプログラミングシステムが開発されている。これは、従来のティーチングによる作業プログラミングに代わるもので、ティーチング時間の短縮によって生産ラインの稼働効率を向上させ、またCADとの接続により、設計から生産までの一連の作業を円滑化できるというメリットを持っている。しかし、ロボットの絶対精度が十分ではないため、このようなメリットを十分生かすことができず、オフラインプログラミングを実用化する上で大きな問題点の一つとなっている。

ロボットの絶対精度は、数値(座標値)で与えられた目標位置にロボットを位置決めしたときの精度である。ロボットを実際に動かして作業をプログラムするティーチングプレーバック方式では繰返し精度が問題となるが、オフラインプログラミングのようにロボットの目標位置が数値データとして与えられる場合は絶対精度が重要となる。

高い絶対精度が得られない原因としては、ロボットの加工・組立て時に生じた機構誤差や重力、温度変化によるロボットの変形などが考えられる。これらの誤差を補正し、ロボットの絶対精度を向上させようとする研究は、1970年代から数多く行われている。これらの大部分は、モデルに基づいて誤差を補正する方式である。すなわち、ロボット本体に含まれる誤差要因を数学モデル(誤差モデル)で記述し、何らかの方法で誤差パラメータを同定し、この誤差モデルに基づいてロボットに与える位置指令値を補正するものである。

しかし、ロボット本体には、未知の誤差要因や数学モデルで記述するのが困難な誤差要因が含まれており、このような方式ではすべての誤差要因を補正することができない。そこで、筆者らは従来の誤差モデルに基づく方式にニューラルネットを組み合わせた誤差補正方式を開発した⁽¹⁾⁽²⁾。

この方式は、数学モデルで容易に記述できる誤差要因は誤差モデルに基づいて補正を行い、それ以外の誤差要因はニューラルネットで補正するものである。この方式によれば、未知の誤差要因をも補正することができ、より高い絶対精度を実現することができる。

以下では、2章で従来のモデルに基づく誤差補正方式について述べた後、3章で筆者らが開発したニューラルネットを併用する誤差補正方式について説明し、4章で実験結果を示す。

2. モデルに基づく誤差補正方式

一般に産業用ロボットは、関節の位置制御を基本としており、ロボット先端の位置を直接計測してフィードバックすることはほとんどない。ロボット先端の位置は、各関節に設置されたエンコーダで検出された関節角度から計算によって求められる。また、ロボット先端の位置指令値が与えられたときは、それを各関節の角度指令値に変換して関節角度を制御することにより、ロボット先端を目標位置に移動させる。

したがって、加工・組立誤差によってロボット自身のアーム長などに誤差があったり、重力によるたわみなどにより、エンコーダで検出される関節角度と実際の関節角度に誤差があつたりする場合には、ロボット先端の正確な位置を計算することはできない。また、関節角度を幾ら高精度に制御しても、ロボット先端位置は目標位置からずれてしまう。

ロボットの先端位置を高精度に制御するには、ロボット本体に含まれる誤差要因を同定し、補正する必要がある。このため、これら誤差要因をモデル化し、モデルに含まれる誤差パラメータを実験的に推定する方法が提案されている^{(3)~(5)}。何らかの方法でロボット先端の位置を正確に計測することができれば、関節角度から計算した先端位置と計測された先端位置との差から最小二乗法で誤差パラメータを推定することができる。

誤差モデルに含まれるパラメータをベクトル p 、ロボットの関節角度をベクトル θ 、ロボット先端の位置・姿勢をベクトル x で表す。誤差パラメータには、ロボットのアーム長や関節軸の方向などロボットの機構学的形状を表すパラメータのほか⁽⁵⁾、重力の影響を考慮する場合は関節部の弾性係数

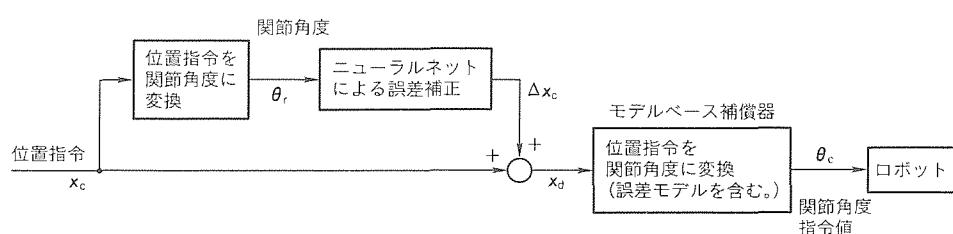


図1. ニューラルネットを用いた誤差補正方式

やアームの質量などが含まれる⁽³⁾⁽⁶⁾⁽⁷⁾。さらに、減速ギヤの伝達誤差⁽⁷⁾⁽⁸⁾やバックラッシュ⁽⁶⁾を考慮した誤差モデルも考えられている。

このとき、 x は ρ と θ の関数として、

と書くことができる。パラメータ p はロボットの設計データなどから求めることができるが、厳密には加工・組立誤差などのためその真値は設計値からはずれている。パラメータ p の設計値を p_d 、その真値からの誤差を Δp とすると、式(1)は式(2)のように書ける。

式(2)をテーラー展開し、2次以上の中次項を無視し、整理すると式(3)が得られる。

$$x - f(\theta, p_d) = \frac{\partial f(\theta, p)}{\partial p} \cdot \Delta p \quad \dots \dots \dots (3)$$

式(3)は Δp に関する線形方程式になっており、数多くの点でロボットの先端位置 x と関節角度 θ を計測すれば、最小二乗法でパラメータ誤差 Δp を推定することができる⁽⁴⁾⁽⁵⁾。

Δp の値が分かれば、式(2)を θ に関して解くことにより、ロボット先端の指令値 x を正確に実現する関節角度指令値 θ を求めることができる⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾。

3. ニューラルネットを用いた誤差補正方式

2章で述べたように、ロボット本体に含まれる誤差要因をモデル化し、誤差パラメータを実験的に推定することで誤差を補正することができ、絶対精度を向上させることができる。しかし、誤差要因の中には未知のものがあったり、数学モデルで記述するのが困難な誤差要因もあり、すべての誤差要因をモデル化するのは不可能である。

そこで、このようなモデル化できない誤差要因を補正するため、ニューラルネットを用いる方式を開発した。この方式のブロック図を図1に示す。

図中のモデルベース補償器では、2章に述べたような誤差モデルに基づく誤差補正を行う。すなわち、あらかじめ推定した誤差パラメータを用いて式(2)を解き、ロボット先端の位置指令値を関節角度指令値に変換する。これにより、モデル化された誤差要因の補正を行う。

また、ニューラルネットでは、モデル化されていない誤差要因の補正を行う。ニューラルネットは、モデル化されていない誤差要因によって生じるロボット先端位置のずれ量を出力し、これを加算することによって位置指令値を修正する。ニューラルネットの入力は関節角度であり、これはロボット先端の位置指令値から計算される。

ニューラルネットには図2のような3

層ニューラルネットを用いた。入力層のニューロンの数は、ロボットの関節の数に一致し、6軸ロボットの場合は6となる。出力層のニューロンの数は、ロボット先端の自由度の数に一致する。一般の6軸ロボットでは、位置の3自由度と姿勢の3自由度の計6自由度を持つため、出力層の数は6となる。中間層の数は試行錯誤で決定し、6軸ロボットを用いた筆者らの実験では40とした。

図3にニューラルネット学習時のブロック図を示す。ニューラルネットは、エンコーダで検出した関節角度から計算によって求めたロボット先端位置と、別の計測手段によって正確に計測されたロボット先端位置との差を出力するように学習を行う。関節角度からロボット先端位置を計算する際には、2章の方法で推定された誤差パラメータを用いて式(2)で計算する。このようにして計算された先端位置は、誤差モデルによって補正を行ったときに実現される先端位置に相当する。もし、すべての誤差要因がモデル化されており、かつ誤差パラメータが正確に推定されていれば、計算によって求めたロボット先端位置と計測したロボット先端位置は一致するはずである。しかし、現実にはモデル化されていない誤差要因やパラメータ推定誤差により、両者は一致しない。このため、両者の差をニューラルネットで学習し、補正するものである。

4. 実験

4.1 実験装置

実験に用いた当社製 6 軸多関節型ロボット “RV-P 33” を図 4 に、その仕様を表 1 に示す。

また、ロボット先端位置を計測する装置を図 5 に示す。こ

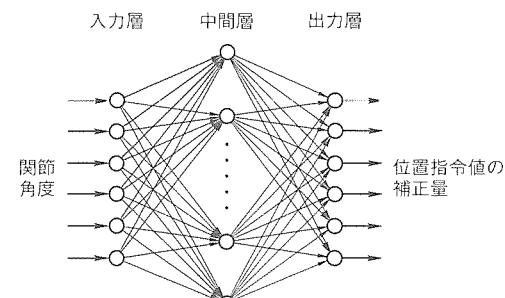


図2. ニューラルネット

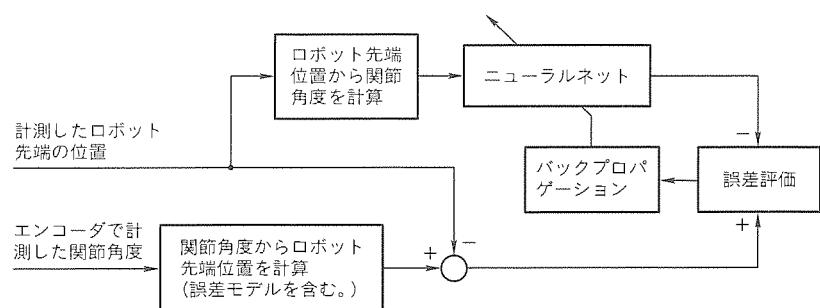


図3. ニューラルネット学習時のブロック図

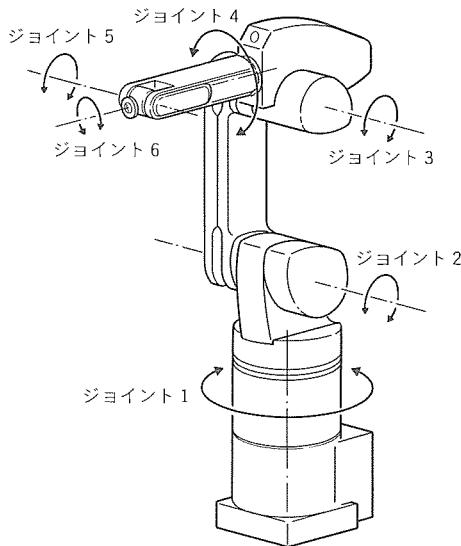


図4. 6軸多関節型ロボット“RV-P33”

の計測装置は、誤差パラメータの推定及びニューラルネットの学習に必要なロボット先端の位置を正確に計測するために用いられる。計測装置は、ロボットの作業空間に固定された3個のキャリブレーションブロックとロボット先端に固定された6個のレーザ変位センサとからなる。図6にキャリブレーションブロックを、図7にレーザ変位センサを示す。個々のレーザ変位センサの計測範囲はセンサヘッドから40mm±10mmであり、その分解能は2μmである。

キャリブレーションブロックの位置は、あらかじめ三次元計測器で正確に計測してある。また、図8に示すように、6個のレーザ変位センサでキャリブレーションブロックまでの距離を計測することにより、キャリブレーションブロックに対するロボット先端の相対位置を計測することができる。キャリブレーションブロックの位置は既知であるから、この計測装置によってロボット先端の位置を正確に計測することができる。この計測装置では、76点でロボット先端の位置を計測することができる。

4.2 実験結果

この方式の有効性を検証するため、次の4ケースについてロボットの位置決め精度を比較した。

- (1) ケース1：何も補正しない場合
- (2) ケース2：誤差モデルに基づく補正のみを行った場合
- (3) ケース3：ニューラルネットのみによって補正した場合
- (4) ケース4：誤差モデルに基づく補正とニューラルネットによる補正を併用した場合

前節で示した計測装置では76点でロボット先端位置を計測することができるが、このうち60点を学習点とし、誤差パラメータの推定とニューラルネットの学習に用いた。残りの16点は誤差評価点とし、パラメータ推定やニューラルネットの学習には用いていない。

表1. “RV-P33”的仕様

形名		RV-P33
構造		垂直多関節形
動作自由度		6軸
駆動方式		ACサーボモータ（全軸ブレーキ付き）
アーム長	肩シフト	85mm
上腕		480mm
前腕		470mm
動作範囲 (最大角速度)	腰旋回 J1	±140° (148°/s)
	上腕旋回 J2	-75°~+115° (117°/s)
	前腕旋回 J3	-100°~+115° (150°/s)
	手首振り J4	±160° (210°/s)
	手首曲げ J5	±120° (210°/s)
	手首ひねり J6	±180° (360°/s)
合成最大速度		5,000mm/s (全軸合成時メカニカルインダフェース面での値)
定格負荷		98N (10kgfハンド質量含む。)
位置繰返し精度*		±0.1mm
周囲温度		0~40°C
本体質量		1,764N (約180kgf)

注 * JIS B 8432による

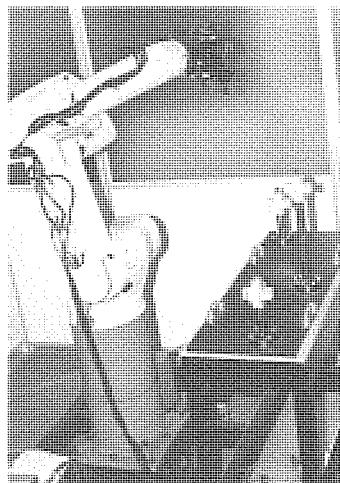


図5. ロボットの位置計測装置

表2に学習点と評価点における最大位置誤差を示す。表から以下のことが分かる。

- (1) 実験では、ロボット本体に含まれる誤差要因だけでなく、ロボットの据付け誤差も誤差要因に含めているため、何も補正しないケース1での最大誤差は17.67mmとなっている。
- (2) ケース1に比較し、誤差モデルに基づく補正を行ったケース2では、位置決め誤差は約1/10になっている。学習点における誤差と評価点における誤差はほぼ等しく、誤差パラメータが正しく推定されていることが分かる。
- (3) ニューラルネットのみによって補正したケース3での誤差は、学習点ではケース2よりやや悪い程度であるが、評価点ではかなり悪くなっている。すべての誤差要因をニューラルネットのみで補正するには、より大規模のニューラルネットと、より多くのティーチングデータが必要であると考えら

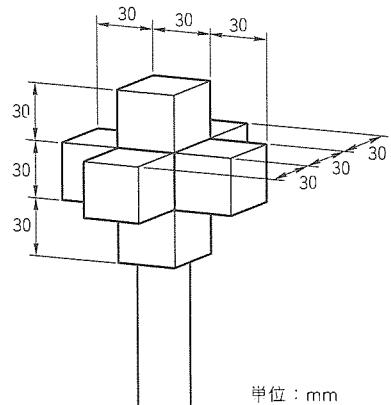


図6. キャリブレーションブロック

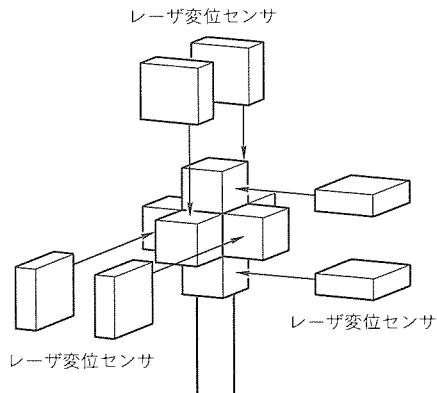


表2. 最大位置決め誤差の比較

単位: mm

	学習点	評価点
ケース 1	17.67	17.67
ケース 2	1.71	1.73
ケース 3	2.38	4.30
ケース 4	0.75	1.01

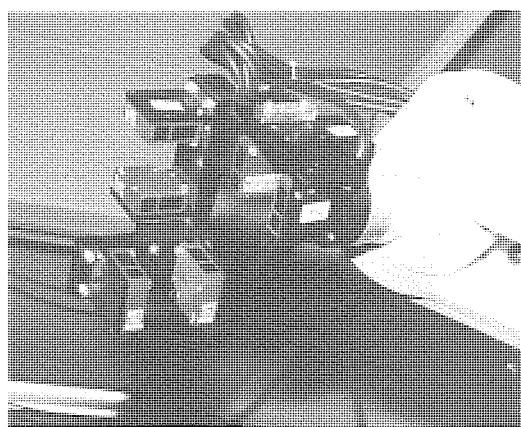


図7. レーザ変位センサ

れる。

(4) モデルに基づく補正とニューラルネットの両方を用いたケース4では、ケース2に比較して学習点では誤差が44%に、評価点では66%に減少している。誤差モデルに基づく補正により、誤差の大部分が補正されており、ニューラルネットは残りの誤差のみを補正すればよい。このため、ニューラルネットの汎化作用が有効に機能しているものと考えられる。

5. むすび

ロボットの絶対精度を向上させるため、ニューラルネットを用いた誤差補正方式を開発した。この方式では、モデル化が容易な誤差要因はモデルに基づいて補正し、モデル化が困難な誤差要因をニューラルネットで補正する。実験結果によれば、誤差の90%が誤差モデルに基づく方式で補正でき、残りの誤差の1/3~1/2をニューラルネットで補正することができる。

参考文献

- (1) Miyazaki, T., Maekawa, K., Bamba, T.: Compensation of Positioning Errors of Industrial Robot using Neural Networks, 23rd ISIR, 377~

382 (1992)

- (2) 前川清石, 宮崎友宏, 馬場孝夫: ニューラルネットを用いたロボットの絶対位置決め誤差補正, 第10回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 23~24 (1992)
- (3) Mooring, B. W., Padavala, S. S.: The Effect of Kinematic Model Complexity on Manipulator Accuracy, Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 593~598 (1989)
- (4) Hollerbach, J. M., Bennett, D. J.: Automatic Kinematic Calibration using a Motion Tracking System, Robotics Research, 4 th Int. Symposium, 191~198 (1988)
- (5) 遠山茂樹: 同次変換によるロボット・マニピュレータの誤差解析, 日本ロボット学会誌, 5, No. 4, 54~59 (1987)
- (6) Chen, J., Chao, L. M.: Positioning Error Analysis for Robot Manipulators with All Rotary Joint, Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 1011~1016 (1986)
- (7) Judd, R. P., Knasinski, A. B.: A Technique to Calibrate Industrial Robot with Experimental Verification, Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 351~357 (1987)
- (8) 小島正年, 水野直樹, 鈴木和彦, 藤井省三: ギヤ伝達誤差を考慮したロボットの機差補正, 第6回日本ロボット学会学術講演会, 3~6 (1988)
- (9) Payannet, D., Aldon, M. J., Liegeois, A.: Identification and Compensation of Mechanical Errors for Industrial Robots, 15th ISIR, 857~864 (1985)
- (10) Veitschegger, W. K., Wu, C.: A Method for Calibrating and Compensating Robot Kinematic Errors, Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 39/44 (1987)



特許と新案***

三菱電機は全ての特許及び新案を有償開放しております

有償開放についてのお問合せは
三菱電機株式会社 知的財産専門部
総合グループ Tel(03)3218-2137

相補形集積回路装置 (特許 第1664754号)

この発明は、電算機・通信機等の高性能化・小型化の進展の原動力として急速に進歩を遂げている ASIC の中核をなすゲートアレーヤやセルベース設計方式による相補形集積回路の高集積化を目的として、トランジスタの配置方法を提案するものである。

ゲートアレーヤやセルベース設計方式集積回路においては、その一部に半導体基板上にゲート領域と配線領域が隣接して形成され、配線領域では縦方向の配線が一定の間隔で縦格子状に配置されている構造を持っている。従来の回路では、図 1 に示すように、例えば 3 入力 NOR を構成した場合、未使用の配線が 1 本残ることになり、高集積化の妨げになるとい

う問題があった。

この発明はこの問題を解決するためになされたものであり、図 2 に示すように、一対の P 型トランジスタと N 型トランジスタで単位セルを構成し、この単位セルの幅を縦格子状に配置された配線の間隔に一致させ、かつ、単位セルを構成する各トランジスタのゲート及びドレインを各縦格子に対応する位置に配置したことを特長としている。

この発明を利用して 3 入力 NOR を構成した場合には、図 2 から明らかなように、未使用の配線が残ることはなく、高集積化を容易に達成することが可能になる。

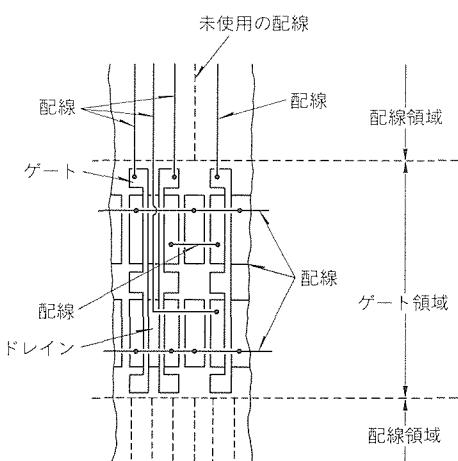


図 1

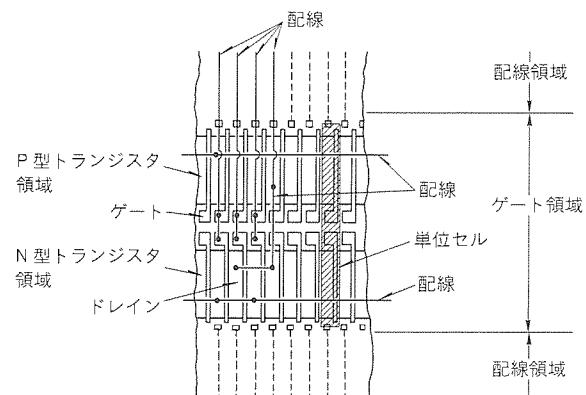


図 2

蓄熱材 (特許 第1471456号)

この発明は、 $\text{CH}_3\text{COONa} \cdot 3\text{H}_2\text{O}$ (酢酸ナトリウム三水塩、融点58°C、融解熱60cal/g)系蓄熱材を実用化する際の実用的過冷却防止材に関するものである。

従来、暖房用蓄熱材として、 $\text{CH}_3\text{COONa} \cdot 3\text{H}_2\text{O}$ あるいはその混合物(融点50°C付近)は最有力候補であった。しかし、この物質は過冷却が大きく、その実用的過冷却防止材が見いだされていなかったことから、実用化が阻害されていた。

この発明は、無水 CH_3COONa 粉末と、 Na_2HPO_4 や $\text{Na}_2\text{H}_2\text{PO}_4$ など幾つかのナトリウム塩粉末との混合物が優

れた過冷却防止効果を持つことを見いだし、その混合粉末を熱可塑性有機物質とともにホットプレス成形して、長期にわたって安定した過冷却防止効果を発揮する過冷却防止材を提供するものである。

また、 $\text{CH}_3\text{COONa} \cdot 3\text{H}_2\text{O}$ 単独塩系蓄熱材だけでなく、(蟻)酸ナトリウム三水塩($\text{HCOONa} \cdot 3\text{H}_2\text{O}$)や臭化ナトリウム($\text{NaBr} \cdot 2\text{H}_2\text{O}$)などを含有する混合物も提供できる。

発明者 木村 寛、甲斐潤二郎



特許と新案 ***

三菱電機は全ての特許及び新案を有償開放しております

有償開放についてのお問合せは
三菱電機株式会社 知的財産渉外部
総合グループ Tel/(03)3218-2137

冷凍サイクルのスーパーヒート検知システム (特許 第1496787号)

発明者 松岡文雄, 飯島 等, 山崎起助, 笠置 紘, 中島康雄, 梅原三夫

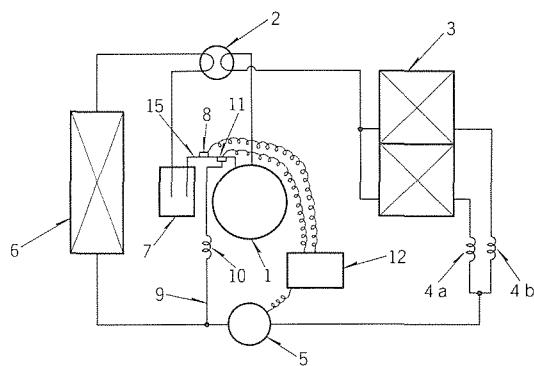
この発明は吸入冷媒のスーパーヒート量を演算して膨脹弁の制御を行う冷凍サイクルのスーパーヒート検知システムに関するものである。

従来の電気式膨脹弁の制御信号としてスーパーヒート量を検知しているものは、蒸発器入口と圧縮機入口の温度を検知し、簡易的にスーパーヒート量を求めていたが、蒸発器入口と圧縮機入口とで圧力低下があり、この低下量が運転状態によって変化するため正確なスーパーヒート量を検知することが不可能であった。

この発明は上記のような欠点を除去するためになされたもので、図の実施例に示すように、電気式膨脹弁(5)の出口から、キャピラリチューブ(10)を経由して圧縮機(1)の入口に至るバイパス路(9)を設け、センサ(11)で検知したバイパス路開放端での冷媒ガスの吸入圧力に相当する温度と、センサ(8)で検知した室内側熱交換器(6)からアキュムレータ(7)に導入されて圧縮機(1)に吸入される冷媒ガスの温度、の両温

度差から圧縮機の吸入冷媒ガスのスーパーヒート量を演算して電気式膨脹弁を制御するようにした。

このように、スーパーヒート量の絶対値が検知できるので、電気式膨脹弁の正確な制御が可能となり、圧縮機の保護及び制御性が向上し、省エネルギー運転もきめ細かく実行できるようになる。



次号予定》三菱電機技報 Vol. 68 No. 9 特集“UPS”

特集論文

- UPS の現状と展望
- 大規模 UPS システム
- 中小規模 UPS システム
- フル IGBT 大容量 UPS システム “MELUPS 9200”
- 中容量コンパクト高性能 UPS “MELUPS 8400V”
- コンピュータネットワーク対応小容量 UPS “MELUPS 8400N”
- 計装用 UPS
- UPS 用大容量 IGBT と IPM

●UPS の保全とリニューアル

普通論文

- 輸ソルテック 1GeV 放射光装置の大電流化改造と現状
- GM 冷凍機を用いた伝導冷却方式超電導マグネット
- 大容量 IGBT 応用アクティブフィルタ “MELACT-1100シリーズ”
- 量産用エキシマレーザ加工システム
- ファンモーター用チョッパ式可变速制御
- 有機分子線蒸着法による薄膜の作製と高次構造

三菱電機技報編集委員
委員長 田岡恒雄
委員 永田謙蔵 鈴木幹雄
都築 鎮 大井房武
尾関龍夫 江頭英隆
水野久隆 東條孝雄
畠谷正雄 才田敏和
中井良雄 鳥取浩
幹事 長崎忠一
8月号特集担当 久間和生

三菱電機技報68巻8号

(無断転載を禁ず)

1994年8月22日 印刷

1994年8月25日 発行

編集兼発行人	長崎忠一
印刷所	千葉県市川市塩浜三丁目12番地 (〒272-01) 菱電印刷株式会社
発行所	東京都港区新橋六丁目4番地9号 北海ビル新橋 (〒105) 三菱電機エンジニアリング株式会社内 「三菱電機技報」 Tel.(03) 3437局2692
発売元	東京都千代田区神田錦町三丁目1番地 (〒101) 株式会社 オーム社 Tel.(03) 3233局0641代、振替口座東京6-20018
定価	1部721円(本体700円) 送料別

統合化ディスプレイ ネットワークシステム

「統合化ディスプレイネットワークシステム」は、大型映像表示装置オーロラビジョンなどの映像情報サービス表示装置を統合的に結合し、一元的に管理するシステムです。このシステムは、ニーズに合わせた表示装置の選択などのシステム構築が簡単なため、システム運用が容易で、コストパフォーマンスの高い映像情報サービスが提供できます。

特長

今回開発したシステムは、次のような特長があります。

(1) データの一元サービスが可能

各種データの映像サービスが1台の制御装置に統合されいるため、表示形態や表示装置ごとの制御装置が不要

(2) マルチメディアサービスが可能

1本の同軸ケーブルで、多チャネルの動画・静止画・データ・音声をサービスしているため、様々な運用形態に応じた多彩な情報サービスが可能

(3) 適材適所の表示装置

1台のTVから多面体型TV、プロジェクションTV、マルチビジョン表示装置、検索端末装置、大型表示装置など設備環境にマッチした表示装置が選択可能

(4) 柔軟な表示運用が可能

表示装置の組合せが自由なため柔軟な運用が可能

(5) 自動運転で映像サービスが可能

運行プログラムによる自動映像サービスが可能

システム概略仕様

項目	機能
サービス情報	<ul style="list-style-type: none"> 動画：最大10チャネル 一般商用放送の再送可能（別途設備要） 静止画：最大256枚／チャネル
表示装置種類	<ul style="list-style-type: none"> TV、CRTモニタ、プロジェクタ、LED表示装置、大型映像表示装置、検索型端末等への表示 マルチビジョン表示装置の制御
センター設備	<ul style="list-style-type: none"> あらかじめ編集された自動運行プログラムによる自動運転機能 代行操作機能による手動運転機能 操作編集端末での各種画像の編集機能 テキスト画像（固定文字／変数データ表示）、ロール画像（連続巻き上げ画面）、テロップ画像、イメージ画像編集 <静止画の主な仕様> 解像度：592ドット×444ライン 色：16/4096色 文字種類：7サイズ（漢字含む） 文字修飾：斜体、ふちどりなど ユーザー文字編集機能
伝送路	<ul style="list-style-type: none"> 伝送方式：広帯域周波数分割多重方式 使用伝送帯域：40~220MHz スプリット方式：サブスプリット方式
映像化装置	<ul style="list-style-type: none"> <情報映像化装置：XCG-1000> ・映像入力信号 NTSC×1, S映像×1 ・映像出力信号 NTSC×1, アナログRGB×1, S映像×1 ・外部制御信号 RS-422×1 (64kbps, LAPB)・機能 文字・四角形描画/テキスト・テロップ・ロール表示/ワープ表示/ビデオ表示/ディジタル+ビデオの重複表示 <静止画送出装置：XPT-1000> ・映像入力信号 デジタルビデオデータ×1 ・映像出力信号 NTSC×1, アナログRGB×1, コンポジットシンク×1 ・外部制御信号 RS-422×1 (64kbps, LAPB) ・機能 静止画蓄積（標準64枚、最大256枚） <ネットワークコントローラ：XNC-1000> ・外部制御信号 RS-422×1 (64kbps, LAPB) ・ネットワーク RFアナログ周波数多重×1 ・機能 端末コントローラとの送受信制御/監視 <端末コントローラ：XTC-1100>その他各種あり ・入力信号 RF信号 ・映像出力信号 NTSC×1, アナログRGB×1, S映像×1 ・音声出力信号 ステレオ ・機能 チャネル選択制御/ビデオ動画再生/静止画再生/動画フレーズ
その他	<ul style="list-style-type: none"> ①端末コントローラの接続台数=最大1,000台まで ②端末コントローラ接続の表示装置電源の遠隔入切制御 ③端末コントローラのグループ化=最大64グループ ④端末コントローラへの一斉回報表示

(6) 既存設備との高い親和性

既設ビデオ映像（カメラ、VTR等）の有効活用及びこのシステムが生成した映像を既存設備へ供給可能

(7) 他システムとの通信

他計算機システムとの通信により各種情報を自動映像化

このシステムの応用として競輪場内競技情報センターと開発した「競輪場内競技情報サービスシステム」（図）があります。



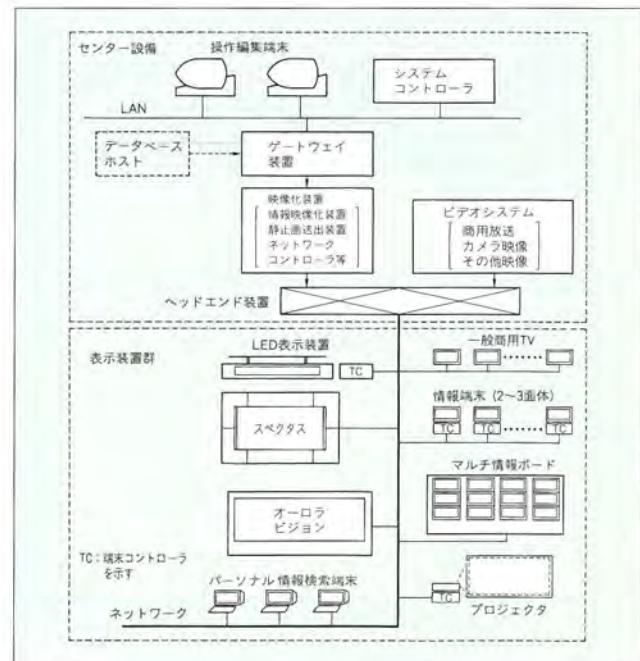
操作端末



映像化装置



表示サービス例

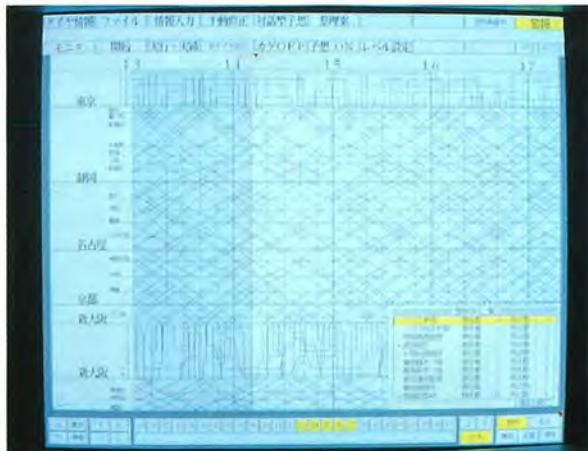


東海道・山陽新幹線向け 運転整理支援システム

スポットライト

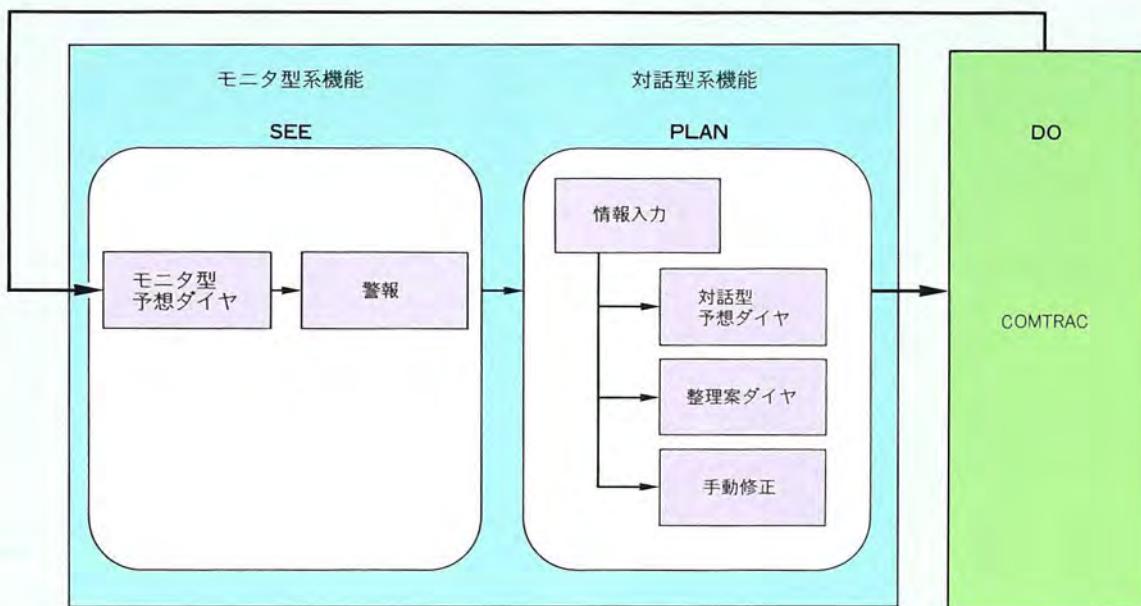
日本の経済を支える大動脈として、毎日、多くのお客様を乗せ、超高速で高密度に都市と都市を結んでいる東海道・山陽新幹線。そこでは運行業務のわずかな乱れでも影響は大きく、的確かつ迅速な復旧が必要となります。そのため一部の列車運行の乱れがどのように波及していくかを正確に予測し、どのように運転整理するかを速やかに立案することが重要です。

運転整理支援システムは、東海道・山陽新幹線の運行管理システム(COMTRAC)から、現時点の列車運行状況をリアルタイムに入手し、以降の列車運行状況をシミュレーションすることで、より正確な列車運行の確保や運行乱れに対する迅速な輸送指令手配を支援するシステムで、COMTRACの中核の一つとして大きな役割を担っています。



特長

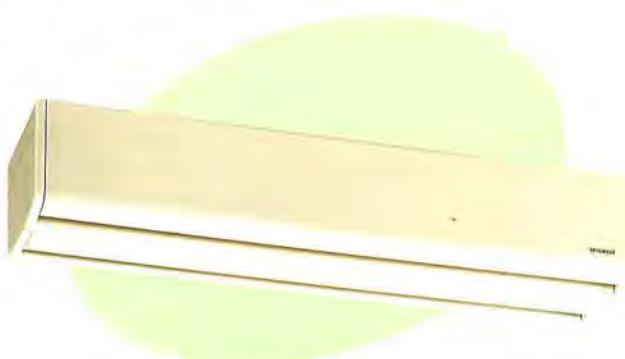
- (1) 当社独自の部分シミュレーション方式によるモニタ型予想ダイヤ機能により、現在時刻から3時間先までの列車運行状況を常時、10秒程度で予想し、ダイヤ形式で表示します。
- (2) 当社独自のAIモデルである思考整合型モデルの採用によって順序変更、着発線変更、運用変更など整理案ダイヤを指令員に自動提案するとともに、改善状況をダイヤ形式で表示します。
- (3) 手動修正機能による整理案ダイヤの作成も可能で、運行管理システムの実行ダイヤへの直接反映が可能です。



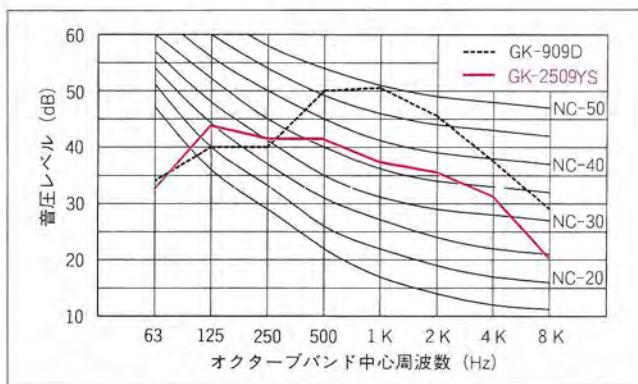
スポットライト 業務用エアカーテン

エアカーテンは、ファンによってカーテン状の気流を生成し、二部屋間又は室内外の空気の出入りを防ぐとともに、小さな虫などの侵入を防止する装置であり、主に店舗、冷凍・冷蔵倉庫などの入口に採用されています。特に店舗では、自動ドア等の扉があると、お客様の入りが20~30%も違うといわれていることから採用率も高いが、ユーザーの不満点として、騒音が高い・清掃性が悪いなどが挙げられています。

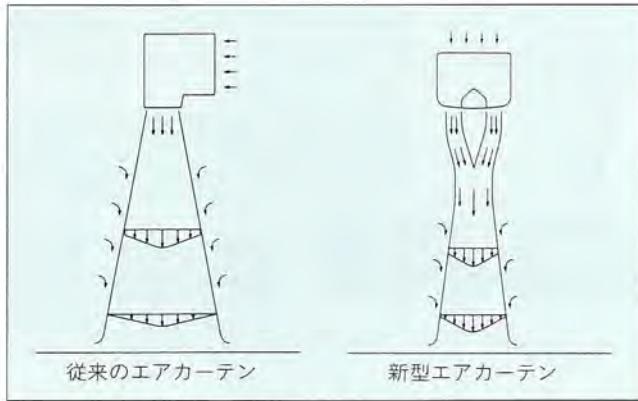
そこで、これらのニーズに対応すべく、気流吹出し部に新方式“ツインノズル”を導入し、基本性能を大幅に改善するとともに、デザインを一新した業務用エアカーテン“GK-25・30シリーズ”を開発しました。



業務用エアカーテンの外観



新旧エアカーテン騒音分析比較



新旧エアカーテン噴流モデル比較

特長

●吹出し口に新方式“ツインノズル”を開発

吹出し噴流幅が厚くなるとともに誘引される空気量が少なくなりました。また、従来機種に比べ外風のある場合の熱遮断効果がアップしました。

●静かで低入力なカーテン流を実現

低騒音で定評のあるエクストラファンの採用により、従来機種に比べ6~10dBの低騒音化を実現しました。また入力も、GK-25形で約15%，GK-30形は単相で約50%，三相で約20%の大幅な省エネを図れます。

●大幅なコンパクト化を実現し、デザインも一新

GK-30形は容積で約50%に小型化。設置の際の省スペース化が図れます。また、室内のインテリアを損なわないスッキリしたデザインです。

●吹出し角度の変更可能

本体の取付け角度を変更する方式を採用したこと、ルーバー方式に比べ、気流の乱れを生じることなく室内外に10°の範囲で調節可能です。

●メンテナンス性の向上

プロペラファンなので羽根の清掃が簡単です。また、保護ガードもワンタッチで取り外せます。

●強弱速調運転が可能

●縦取付けが可能

仕様一覧

形名	長さ(cm)	入力(W)	電流(A)	騒音(dB)	質量(kg)
GK-2506YS	60	27/31	0.27/0.31	42/42	7
GK-2509YS	90	45/50	0.45/0.52	44/44	10.5
GK-2512AS	120	54/63	0.54/0.62	45/45	13.3
GK-3006YS	60	35/43	0.37/0.41	46/47	7.5
GK-3009AS	90	60/70	0.63/0.69	48/49	11
GK-3012AS	120	69/80	0.73/0.83	48.5/49.5	14
GK-3006YT	60	48/54	0.22/0.22	46/47	7.5
GK-3009AT	90	81/90	0.37/0.37	48/49	11
GK-3012BT	120	96/108	0.44/0.44	48.5/49.5	14

冷房時における熱遮断効果のシミュレーション

