

ニューラルネットを用いた物体認識

中野 冠, 森部 弘, 久野敏孝

Object Recognition Using Neural Networks

Masaru Nakano, Hiroshi Moribe, Toshitaka Kuno

要 旨

工場自動化において、組立作業へのロボットビジョンの応用は期待されたほど進んでいない。ビジョンプログラムの作成工数が多大となることがその普及を阻害している原因となっている。例えば、濃淡画像処理を必要とするもの、特に重畳・ノイズ・ズームアップなどの要因で、対象のシルエットが一部欠落する場合には、個別に専用プログラムを作るのが一般的である。このため、汎用かつ多機能なビジョンシステムが望まれている。

このようなビジョンへのアプローチの1つとして、前もって生成した形状モデルとシーンから抽出した局

所的形状特徴を、形状要素間の相対位置関係などを用いて照合することによって対象を認識するモデルベースビジョンが提案されている。しかし、従来のシステムでは、一般的に角や円などの顕著な形状特徴だけを用いることにより発生する誤対応を排除するため、対象毎に専用の検証ソフトを用意する必要があるという問題があった。

そこで本稿では、この課題を解決するため、ニューラルネットモデルによって検証を行なう2Dモデルベースビジョンを提案し、実験例を示す。

Abstract

In the field of factory automation, robot vision systems are less employed than expected, because they often need enormous labor to make computer programs for vision systems to work. In general, special programs must be developed for the applications in which they need gray level processing, especially in the case of using a partial silhouette of an object hidden partially due to overlap, illuminative noise, or zoom. Thus, a general purpose vision system is needed.

Toward such a general purpose vision system, many model based vision approaches have been studied to

recognize and locate industrial workpieces by matching a geometrical model given a priori with the geometrical features extracted from a scene image. However, the conventional approaches using only salient geometrical features tend to have many miss-matching cases. Therefore, they often need special verification algorithms for individual applications.

This paper presents a two-dimensional model based vision system with a general verification process using neural network technique. The results of our experiments show the proposed idea is useful.

キーワード

ロボット, ビジョン, アルゴリズム, 画像処理, 認識, ニューラルネット, モデル, 検証

1. はじめに

工場自動化において、組立工程へのロボットビジョンの普及は、期待されたほど進んでいない。ビジョンプログラムの作成工数が多大となることがその普及を阻害している原因となっている。一般に、ビジョンシステム本体の価格に比べ、対象に即した専用の画像処理プログラムを作る工数の方がずっと問題となっているのが現状である。

人間が外界を認識するうえで、目が約80%の役割を果たすと言われていることを考えると、汎用かつ多機能型ロボットビジョンが必要であることは言うまでもない。しかし、これまでのロボット研究において、このような汎用型のロボットビジョンのイメージが確立されているとはいえない。産業界で広く使われているSRIアルゴリズムによる2値化処理は、シルエットが明確な対象の位置決めや検査に使われている。しかし、濃淡画像処理を必要とするもの、特に接触・ノイズ・ズームアップなどの要因で、対象のシルエットが一部欠落する場合には、個別に専用プログラムを作るのが一般的であり、汎用かつ多機能なビジョンシステムが望まれている。

このようなビジョンのアプローチの1つとして、前もって生成した形状モデルと、シーンから抽出した局所的形状特徴とを、形状要素間の相対位置関係などを用いて照合することによって対象を認識するモデルベースビジョン (Fig.1) が提案されている¹⁻⁸⁾。一般に、モデルベースビジョンの研究は、次の2点を中心になされてきた。

- (1)特徴抽出ステージにおいて、角や円などの高度かつ顕著な形状要素をいかに安定に抽出するか。
- (2)照合ステージで、探索空間の爆発を避けながら不確実性を含んで抽出された形状特徴を用いていかに誤りなく照合するか。

しかし、顕著な形状要素だけを用いるという考えでは、人の目に代わるような信頼性を達成することは本質的に難しい。実際、これらを安定に抽出することが技術的に難しいだけでなく、平坦部 (特徴のない部位) や曲線部の扱いや、陰が出やすい、鏡面反射しやすい

といった形状モデルに表しようのないデータを用いることが難しいからである。このため、従来のシステムでは、一般的に角や円などの顕著な形状特徴だけを用いることにより発生する誤対応を排除するため、対象毎に専用の検証ソフトを用意する必要があるという問題があった。

そこで本稿では、この課題を解決するため、単純かつ顕著な形状特徴を用いて、対象物の位置・姿勢候補を検出した後、ニューラルネットモデル (以下NNとも呼ぶ) を用いて、精密な検証を行う。すなわち、円・直線・コーナーという一目でばっと分かる単純な形状要素を用いて探索を行い、次に丁寧に見て初めて分かる特徴で検証を行うものである。視覚の心理学的研究において、人間の視覚情報処理を前注意過程と注意集中過程に分けて捕える "2分法" が示唆されている¹⁴⁾。この心理学的研究では、Fig.1の特徴抽出ステージを前注意過程とし、照合ステージを注意集中過程と考えているが、我々は、照合過程をさらに前注意過程と注意過程の2つに分けて考えたいのである。

第2章 第5章で、NNによって検証を行う2Dモデルベースビジョンを提案する。第6章において、実部品を用いた認識実験でその有効性を示す。関連研究およびモデルベースビジョンの今後の課題についても述べる (第7章)。

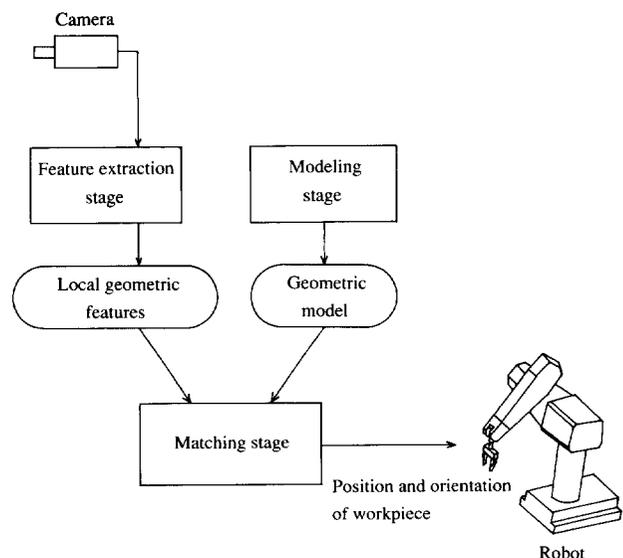


Fig.1 Approach of model based vision.

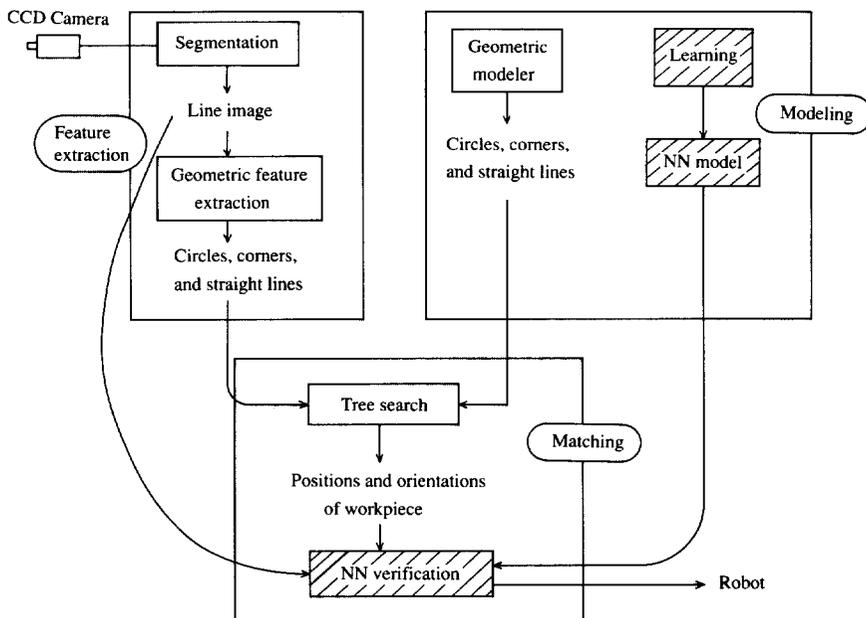


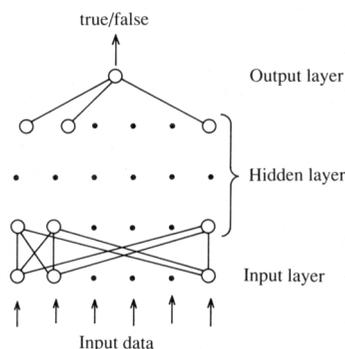
Fig.2 Flow chart of image processing.

2. アルゴリズムの概要

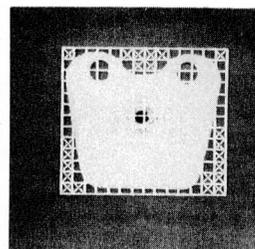
提案するビジョンシステムの処理過程をFig.2に示す。ハッチングの部分ニューラルネットに関する部分である。モデリングステージは、オフライン時にのみ使われる。形状特徴は、円・直線・コーナーのような形状要素であり、線画から抽出される。モデリングステージは、形状モデルと学習支援ツールとに分かれる。

NNのモデル構造は、Fig.3(a)の階層型ネットワークを用いた。入力データは、対象物座標系に固定された小領域から得られる特徴量であるとする。Fig.3(b)のように対象物を囲むウィンドウを考え、メッシュで切って得られる各セルを入力素子に対応させる。入力データとして、メッシュ内の輝度値の平均値、エッジの有無などが考えられる。学習プロセスでは、探索プロセスが検出した対象物候補について、true/falseを教示することによって、ネットワークを学習する。学習則は、逆伝搬法（以下BPと略す）と呼ばれる教師あり学習則¹⁵⁾を用いた。

Fig.4に実部品を用いた処理過程の例を示す。以下、第3章、第4章、第5章で各ステージのアルゴリズム



(a) Architecture of the NN



(b) Input cells

Fig.3 NN model.

ムについて、詳しく述べる。

3. 特徴抽出

3.1 前処理ハードウェア

線画を抽出し、折線化（線分抽出）までをハードウ

エアで実行している。Fig.5にハードウェア構成を示す。積和演算部は、Sobelオペレータによる1次微分である。メモリ1には、濃淡画像、メモリ2にはエッジ強度画像、メモリ3には、グラジエント画像が格納される。線分リストメモリは、線分端点データが格納され

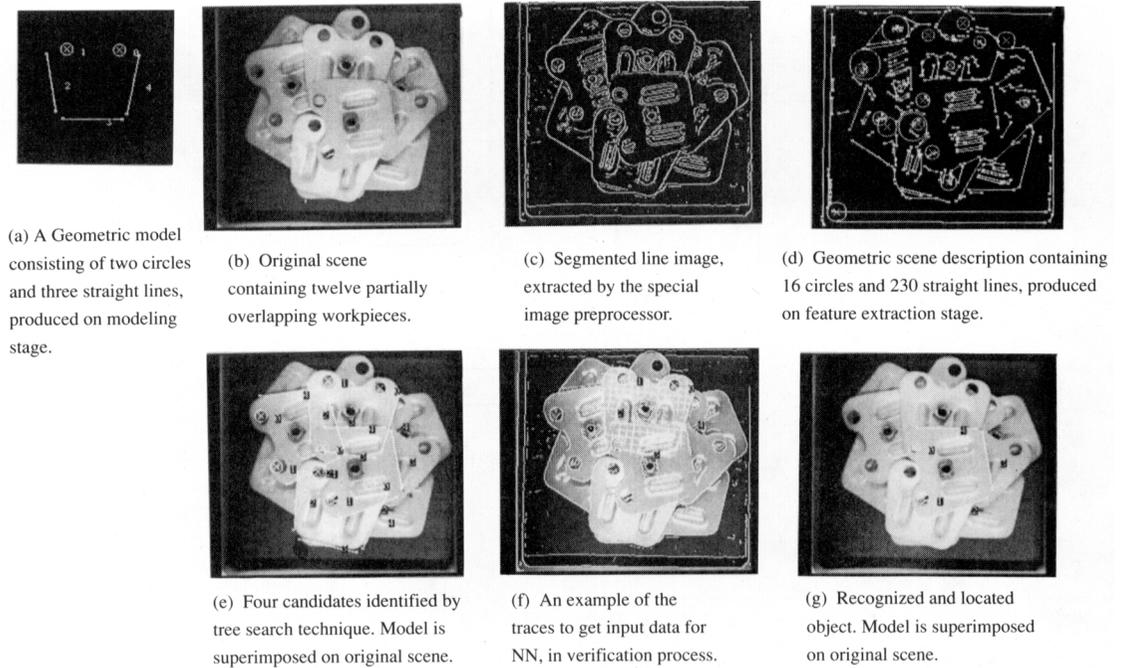


Fig.4 Example of recognition process.

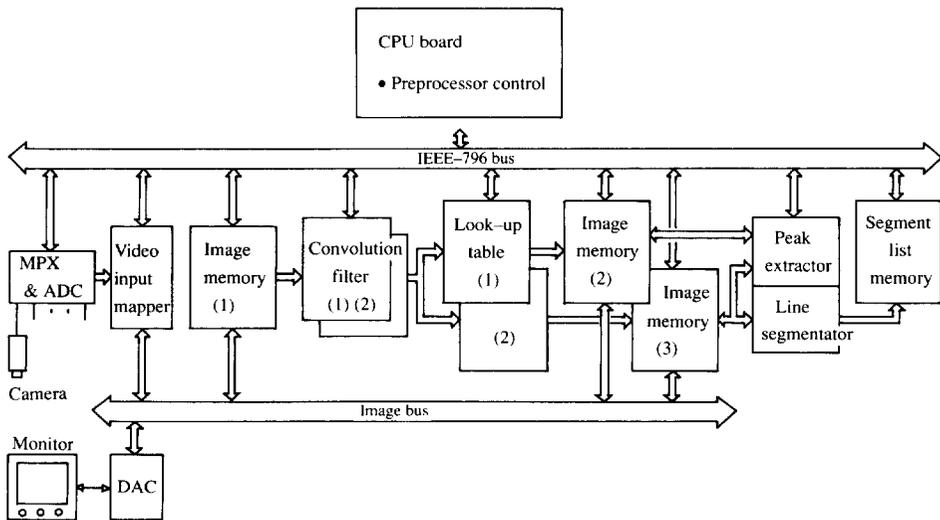


Fig.5 Architecture of image preprocessor.

ている。線画像（エッジ稜線データ）も得られる。線分リストは、形状抽出プロセス（3.2節）で、エッジ稜線データは、検証プロセス（5.3節）で用いられる。なお、線分の連続性も付加されているが、分岐情報は持っていない。256×256画素、500本の線分抽出で、200ms以内で抽出できる¹³⁾。

3.2 形状特徴抽出

3.1節で得られた線分からまず円を抽出する。次に円の一部にならなかった線分から直線を抽出する。直線は、いくつかの線分を併合化したものであり、しきい値以下の長さの直線は捨てられる。さらに直線の組み合わせでコーナーを抽出する。それぞれの形状要素の検出方法について、骨格となるアルゴリズムを次に説明する。実際には、ヒューリスティックな処理が追加されている。

3.2.1 円の検出方法

同一セグメント上にあるかつ同程度の長さを持つ任意の2線分を選び、Fig.6(a)のように垂直2等分線の交点を求める。 $Abs(r_1 - r_2) < eps$ ならば $x_c, y_c, r = (r_1 + r_2) / 2$ をFig.6(b)のテーブルに投票する。すなわち、新しい x_c, y_c, r と近いものがテーブルにあれば、度数を1だけ増加させ、平均化処理をする。無ければ空領域の先頭に追加する。この操作を全ての直線のペアについて行い、投票度数があるしきい値を越えるものだけを円弧として採用する。この処理の結果、エッジに途切れがある場合、Fig.6(c)のように近接した2重円が得られることがあるので、Fig.6(b)のテーブルで x_c, y_c, r が近いものについて、再度併合処理を行う。

3.2.2 直線の検出方法

基本的には、Fig.7(a)に示すように2本の直線があったとき、端点間距離 d_1 がしきい値より小さく、 P_j と Q_i から直線 $P_i Q_j$ までの距離 d_2, d_3 がしきい値より小さいとき、2本の線分を併合する。このように順に近傍の線分を併合していく。まず同一セグメント間で線分併合処理をした後、次に他のセグメント間の併合処理を行う。また小さい曲率を持つ弧を1本の直線としないよう、スタート線分との距離 d_4 (Fig.7(b)) がしきい値を越えないようにする。

3.2.3 コーナーの検出

任意の2直線を選び、平行でなくかつ近くにあるものを選びコーナーとする。同一セグメント上でコーナーを検出した後、他セグメントを調べる。

3.2.4 形状の記述方法

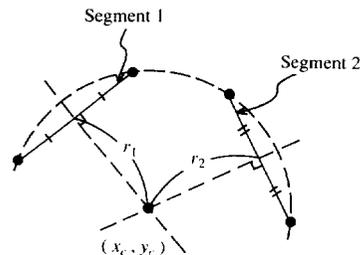
Fig.8のように記述する。

4. モデリング

4.1 形状要素のモデリング

形状モデリングの方法として次の3つが考えられる。

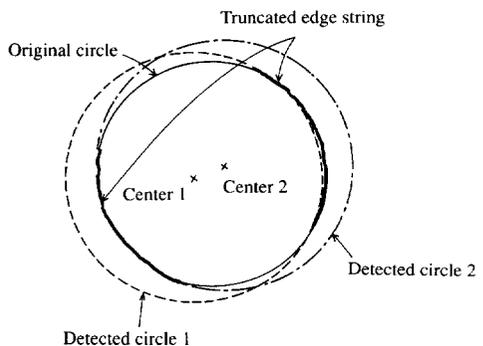
- (1)CADから入力する。
- (2)シーンから抽出された形状要素を統計処理で重ね合わせる。



(a) Detection of candidates

| Frequency | Center position | Radius | List of segments |
|-----------|-----------------|--------|-----------------------------|
| n_1 | x_c^1, y_c^1 | r_1 | $L_1 (l_1^1, l_2^1, \dots)$ |
| n_2 | x_c^2, y_c^2 | r_2 | $L_2 (l_1^2, l_2^2, \dots)$ |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |

(b) Table for voting



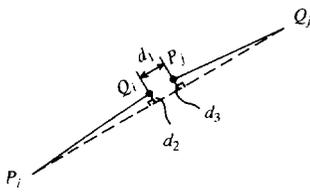
(c) Example of two circles close together

Fig.6 Detection of circles.

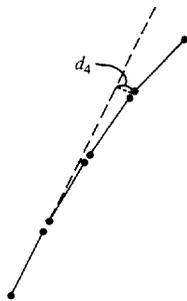
(3)画面上でカーソルを用いてマニュアル入力する。
 (1)の方法は、CADデータがない場合や製作誤差が大きい場合には使用できない。(2)の方法では、モデルを作る際、背景を含まない良質の画像を得る必要があり、組み付け部位が治具に固定されているような場合は適切ではない。(3)の方法は、人によって、精度が異なるという問題がある。第6節の実験では、最も簡便な(3)の方法を用いた。直線は2端点、円は円周上の3点をポインティングする。

4.2 学習

対象の位置・姿勢を移動させながら、システムが検出した対象物候補について、ユーザーがtrue/falseを教示することによってネットワークを学習させる (Fig.9)。いくつかのサンプルを一旦ファイリングしておいた後、NNの出力値と教師データの誤差の2乗を最小化するように、BPアルゴリズムによって収束するまで学習させる。重み係数の初期値は、0から1までの乱数を入力側のセルの数で除したものをういた。3層、中間素子数2から始め、教師サンプルを全て学習するよう層数や素子数を少しずつ増やしていった。一般に、素子数が少ない方が、汎化能力が高いと考えられるからである。



(a) Merging linear segments



(b) Curve with small curvature

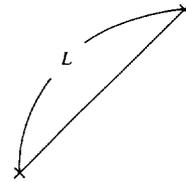
Fig.7 Detection of straight lines.

5. 照合

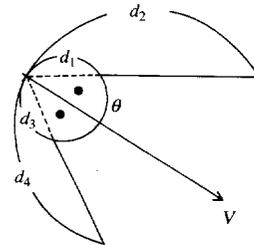
5.1 探索

Fig.10の探索木を用いて探索を行う。各ノードにおける評価値の計算は、次の3項目を考慮して行う。

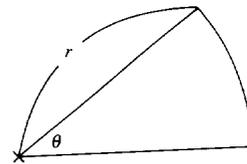
- (1)各モデル要素に前もって与えられた重み値
- (2)モデルと実画像から抽出された形状要素のペアに



(a) Straight lines (Non-directional)



(b) Corner



(c) Circle

Fig.8 Description of geometric features.

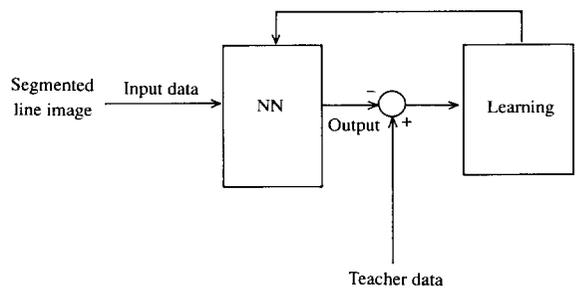


Fig.9 Learning process of the NN.

ついて、

a) 角度・線分長・半径など的一致度，すなわち Fig.8の $L, d_1 - d_4, r, \theta$ の一致度

b) 形状要素間の相対位置関係。但し，直線・円弧・コーナーの各々の組み合わせに対して評価方法が異なる。2つの直線の場合について，Fig.11で示す。

探索の途中，ゴールに到達し得ない枝は，早めに切り捨てられる。探索における計算時間を考慮するうえ

で最も重要なことは，モデル要素と抽出要素の最初のペアを正しく見つけることである。対象の位置がある程度限られた範囲にあるなら，最初に選択されるモデル要素の存在可能性領域にウィンドウをかけ，対応する抽出要素をその領域内だけで探索することにより，探索効率は一躍的に改善される。重畳部品の認識のように，対象の位置が全くランダムの場合は，モデルと良く一致する最も顕著なシーン形状要素を用いて，探索を始めるほうがよい。

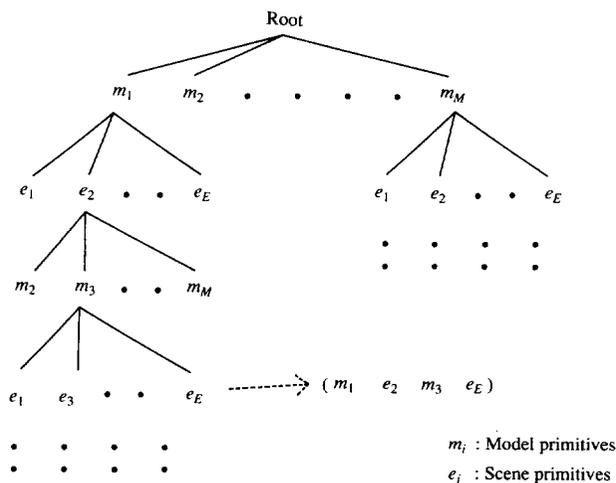
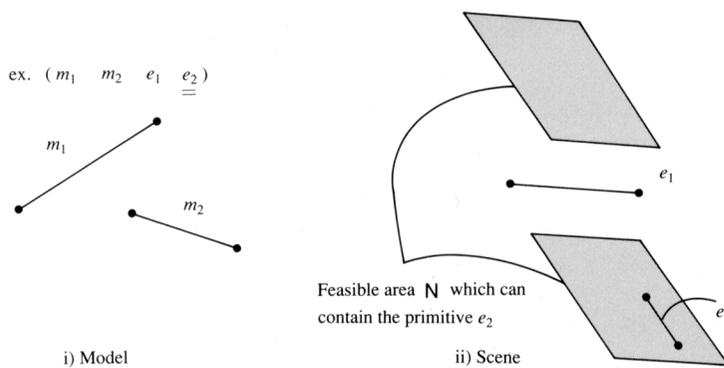


Fig.10 Search tree.



step 1. Evaluate between angle (m_1, m_2) and angle (e_1, e_2)

step 2. Evaluate whether $e_2 \in N$

Fig.11 Method to evaluate the relative distance among geometric features comparing those in model. Example : case of two straight lines.

5.2 位置・姿勢検出

N個のモデル要素と抽出要素の組から、対象の位置・姿勢を計算するアルゴリズムをFig.12を使って、N=3の場合を例に示す。

STEP1: 並進量の計算。 $\min_X V_1^2 + V_2^2 + V_3^2$ なるX（形状重心と呼ぶ）をモデルおよび実画像の両方から求め、それぞれ X_m, X_e とする。並進量は、 $X_e - X_m$ となる。

STEP2: 回転量の計算。 X_m と X_e を一致させた後、 $ang(V_{1m}, V_{1e}), ang(V_{2m}, V_{2e}), ang(V_{3m}, V_{3e})$ を平均化する。但し、N=1の場合や、N=2で形状がともに直線の場合などは、特別な処理が必要である。

STEP3: 並進量の修正。STEP1, STEP2で求めた位置・姿勢を用いてモデルを実画像へ座標変換し、シーン形状要素との距離を最小化すべく並進量を修正する。平行に近い二直線を含む場合、シーン形状要素の抽出誤差が、全体の位置・姿勢検出誤差に大きく影響することがあるので、このステップが必要である。

5.3 ニューラルネットによる検証

5.2節で得られた位置・姿勢を用いて、入力セルを移動・回転させ、NNの入力データを計算する。入力データは、入力セルの中にエッジ稜線があれば +1, そうでなければ -1を与える。エッジ稜線の有無の判定において、演算量の短縮のため、Fig.13のように十字パターンの画素のみ探す。

ネットワークの出力は、照合の確信度である。この確信度があらかじめ与えられたしきい値を越えたとき正対応、そうでないとき誤対応と判定する。従って、

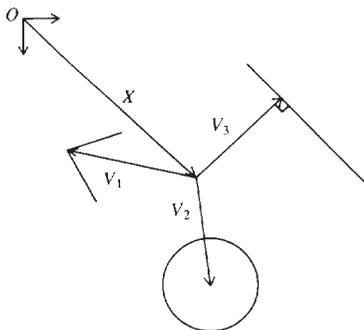


Fig.12 Center of geometric gravity.

出力素子の個数は、1である。

隠れ素子の個数は、特に限定されない。i番目の層におけるj番目の素子の出力 O_j^i は、次式で計算される。

$$O_j^i = f(\text{net}_j^i) \tag{1}$$

$$\text{net}_j^i = \sum_{k=1}^n \omega_{kj}^{i-1} O_k^{i-1} + \varphi_j^i \tag{2}$$

$$f(x) = 1 / \{ 1 + \exp(-x) \} \tag{3}$$

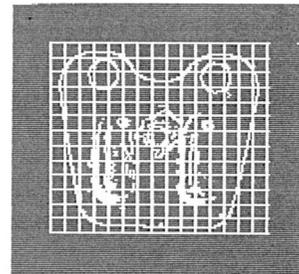
但し、 φ_j^i は、i番目の層におけるj番目の素子のバイアス。 ω_{kj}^{i-1} は、i-1番目の層におけるk番目の素子とi番目の層のj番目の素子間のリンク重み係数。

6. 実験結果

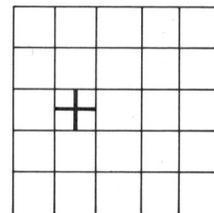
2つの実験例を示す。どちらも、自動車部品を用いた実験である。

6.1 点対称性を持つ部品の例

Fig.14は、カーラジオを撮影したものである。この画像は、輪郭の4直線を用いれば、従来我々のモデルベースビジョンで容易に抽出することができた。しかし、4直線だけでは、対象の姿勢を決定することができない。180度回転した姿勢を区別できないからである。これを解決するためには、ラジオの目盛のよう



(a) Input cells



(b) Pixels shown by + mark are traced

Fig.13 Input data for NN.

な画像処理にとってノイズに類するようなものを使って判別する必要がある。従来は、専用の検証ソフトが必要であった。

この例で10ケースの教師サンプルを学習した。中間層は1層で、素子数は2個である。未知サンプル50ケースに対して、認識実験を行った結果、正答率は100%であった。NNを用いない場合の正答率は50%であったので、効果は明らかである。演算時間はインテル30386CPU、80387NDPを用いて1秒以内であった。このことから実用的な対象では、充分使えることがわかる。点対称性を持つ部品の例だけでなく、陰の出やすい対象や表裏判定や傷検査を位置決めと同時にを行う場合等、組立ロボットの作業には、NNによる検証プロセスが有効な場面は数多いと考えられる。

6.2 重畳部品の例

Fig.4(b)は、薄い金属板を12枚重ねた画像である。従来のモデルベースドビジョンでは、対象物の位置・姿勢について複数の候補を照合によって得ることができるが、最上位であるかどうかの判定ができなかった。一般的に重畳部品の場合、上にあるものはエッジ強度が弱い傾向があるので、形状マッチングの評価値の最も高いものが最上位にある、と一意に決めることができないという難しさがある。

90ケースの教師サンプルを与えて、中間層2層、中間素子数8個で学習させた。入力素子の数は、約160で

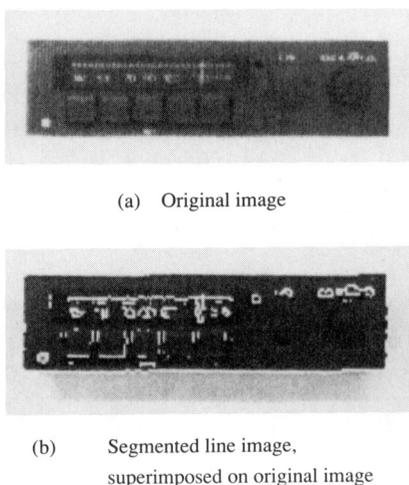


Fig.14 Example of recognition — Geometrically symmetric object with respect to one point.

ある。未知サンプル32ケースに対して認識を行った結果、最上位部品の認識率は、約88%であった。残りの12%は、最上位でない部品を抽出したものである。NNを用いない場合の認識率は、約72%であるので、NNの効果はあると考えられるが、実用上を考えれば、充分ではない。但し、1回の認識率の期待値を r とすれば、 n 回の試行を総合した認識率は、 $1 - (1 - r)^n$ となる。 $n = 2$ の場合、この例でNNを用いた場合とそうでない場合の総合認識率は、それぞれ約99%、約92%となる。ロボットによるピンピッキング作業では、1回の試行で100%の信頼性を望むのは、把持ミスを考えれば無理な面もあるから、NNによる検証を行った場合の認識率は、実用的なものと考えられる。演算時間は、6.1節と同じ計算機を用いて、約4秒であった。

なお、学習を難しくしている原因として次のことが考えられる。

- (1)金属面反射によるノイズエッジの影響 (Fig.15)。
- (2)重畳部位のエッジ検出が充分でないこと (Fig.15)。
- (3)わずかな重畳を識別することの難しさ。
- (4)重畳のように完全な不規則性がある場合、良い指示データを与えることの難しさ。

これらの問題のうち、(1)、(2)に対して、特徴抽出部の改良が必要である。(3)、(4)に対しては、NNのモデル構造や学習方法の研究がさらに必要である。

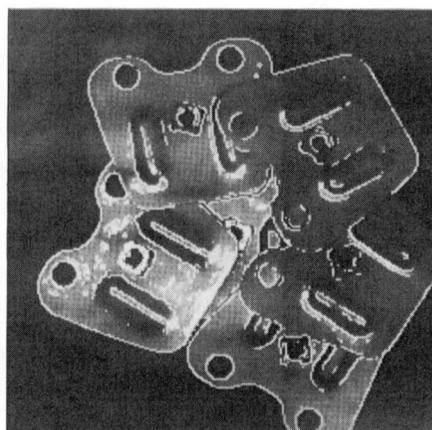


Fig.15 Example of segmented line images with illumination noise and missing contour, superimposed on original image, inputted to NN on learning stage.

7. 関連研究

本節では、まずモデルベースビジョンに関する関連研究を述べ、次に検証プロセスについて考察する。モデルベースビジョンでは、従来より多くの研究がなされている¹⁻⁸⁾。処理の流れは、2次元も3次元も大きく変わらない。

3次元のシステムには、ステレオ視などで距離情報を得る方法、円筒など曲面の記述方法、自動モデリング（自動探索木生成）方法などの、2次元システムにはない研究項目がある⁸⁾。一方、3次元形状の抽出までに大半の画像情報が失われるので、探索空間は、予想以上に少ない。また、ノイズも失われ易いので、モデルと関係の無い形状の抽出も少なくなる。従って、探索方法や検証プロセス、各プロセスのパラメータチューニングの研究は、2次元の方がより重要でかつ難しいと考えられる。

モデルベースビジョンについて、形状要素として何を使うかは重要な問題である。これには次の2つの考えがある。第1の考えは、円や鋭いコーナーなどの顕著な形状要素を用いるものである。人間が、顕著で記憶しやすい形状をまず認識するであろうと予想する立場であり、現在の研究の主流である。第2の考えは、安定かつ高速に得られ易い線分のような低レベルな特徴を用いる方法である。仏INRIAのKalman Filterに基づく方法が良く知られている⁷⁾。第1の考えは、良質な形状特徴が安定して得られる場合は、高速で信頼性も高い。しかし、現状の技術では、良質な形状特徴の抽出は難しい問題である。第2の考えは、線分を高速に抽出できても、一般的に探索空間が膨大となるため、トータルの計算時間は、第1の方法より大きくなる場合が多い。

本研究は、第1の考えに添うものであるが、形状抽出の難しさによる照合ミスや位置決めミスを克服するためにNNを用いた。もちろん形状抽出の方法は、各研究者がそれぞれ独自に工夫を凝らしている。本研究では、特に円抽出方法の高速性・信頼性に工夫をした。第1の方法のもう一つの欠点は、位置決め精度の悪さである。これは、位置決めするために使用する形状データが、第2の方法に比べて一般に少ないためである。本方法では、第5節で述べたように、位置データを再度最小2乗法で修正するという工夫を行った。

モデルベースビジョンは、学術的には大いに研究されており、ロボットビジョンの普及につれてそのノンプログラミングの重要性が理解されつつあるにもかかわらず、実用システムは極めて少ない。その理由の1つとして、ユーザーが調節するパラメーターの数が多く（本研究で20個程度）、その調整にはアルゴリズムの理解や経験が不可欠なため、エンドユーザーになじみにくいことも原因と考えられる。パラメータの少数化や学習機能がぜひ望まれる。

検証プロセスについて、従来、NNを用いた例はない。従来は、対象の輪郭線のエッジ点列をモデルのそれと比較するものがあったが²⁾、エッジのない部位（特徴のないこと）を利用することができなかった。また、本手法では、NNの入力データとしてエッジだけでなく色・濃淡値等の特徴を利用したり、それらを併用して統一的に扱うことができる。一般に、探索の誤対応のパターンは一つとは限らず、それらを一つのアルゴリズムで記述するには困難があった。NNは、複数のパターンを記憶できるという利点がある。パターン認識という点では、相関法も考えられるが、相関法は姿勢変化に弱く、ウィンドウサイズなどの決め方に経験が必要である、複数のパターンを用いるのが容易でないなどの問題がある。

8. まとめ

本稿では、ロボットビジョンの一つのアプローチとして、汎用的な検証機能を持つモデルベースビジョンを提案した。また、点対称性を持つ部品の例や重畳部品の認識に適用し、良い結果を得たことを報告した。検証プロセスでは、

- (1)平坦部（特徴のない部位）や曲線部など従来検証に利用されていないデータが利用可能。
- (2)エッジや色など複数種類の特徴を併用可能。

である。従って、従来に比べて認識の信頼性向上が期待できる。また、異品・傷などの検査や表裏・最上位などの判定も位置決めと同時に進めるため、従来より幅広い対象への適用も可能である。なお、強力な検証機構があれば、探索すべき形状特徴の数ひいては探索空間を減らすことができるので、組み合わせ爆発問題にも寄与すると考える。

本アルゴリズムは、マイコンベースのビジョンシステムとして既に実用化されており、今後ともその展開

に努力していく予定である。終りに、本システムの実用化にあたりご協力を頂いたトヨタグループの関係各位に感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) Brooks, R. A., Greiner, R. and Binford, T. O. : "The AVRONYM Model-Based Vision System", Proc. IJCAI-6, (1979), 105 ~ 113
- 2) Bolles, R. C. and Cain, R. A. : "Recognizing and Locating Partially Visible Objects : The Local-Feature-Focus Method", Int. J. Robot. Res., 1-3(1982), 57 ~ 82
- 3) Turney, J. L., Mudge, T. N. and Voltz, R. A. : "Recognizing Partially Occluded Parts", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., PAMI-7-4(1985), 410 ~ 421
- 4) Rummel, P. and Beutel, W. : "Workpiece Recognition and Inspection by a Model-Based Scene Analysis System", Pattern Recognit., 17-1(1984), 141 ~ 148
- 5) Grimson, W. E. L. and Lozano-Perez, T. : "Search and Sensing Strategies for Recognition and Location of Two and Three Dimensional Objects", Int. J. Robot. Res., 3(1985), 81 ~ 88
- 6) Ikeuchi, K. : "Generating an Interpretation Tree from a CAD Model for 3D-Object Recognition in Bin-Picking Tasks", Int. J. Comput. Vis., 1-2(1987), 145 ~ 165
- 7) Nicholas A. and Olivier D. F. : "HYPER : A New Approach for the Recognition and Positioning of Two-Dimensional Objects", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., PAMI-8-1(1986), 44 ~ 54
- 8) Pollard, S. B. , et al. : "Geometrical Modeling from Multiple Stereo Views", Int. J. Robot. Res., 8-4(1989), 3 ~ 32
- 9) 中野冠, 森部弘, 久野敏孝, 長谷川準三 : "濃淡エッジ線分に基づく2次元対象部品の位置検出", 第4回日本ロボット学会学術講演会, (1986), 191 ~ 192
- 10) 森部弘, 中野冠, 久野敏孝, 長谷川準三 : "濃淡エッジ線分化方式による画像処理 (I) - エッジ線分抽出ハードウェア", 昭和61年度電子通信学会全国大会, (1986), 6-274
- 11) 中野冠, 森部弘, 久野敏孝, 長谷川準三 : "濃淡エッジ線分化方式による画像処理 (II) - 直線・角・円弧要素に

基づいた2次元形状マッチング", 昭和61年度電子通信学会全国大会, (1986), 6-275

- 12) 中野冠, 久野敏孝, 森部弘, 鋤柄和俊 : "ニューラルネットを用いたモデルベースドビジョン", 第7回日本ロボット学会学術講演会, (1989), 743 ~ 744
- 13) Moribe, H., Nakano, M., Kuno, T. and Hasegawa, J. : "Image Preprocessor of Model-Based Vision System for Assembly Robots", IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, (1987), 366 ~ 371
- 14) Treisman, A. : "特徴と対象の数理", サイエンス, 1(1987), 86 ~ 98
- 15) Rumelhart, D. E., McClelland, J. L. and the PDP Research Group : Parallel Distributed Proc., Vol.1, (1986), 547p., および Vol.2, (1986), 611p., MIT Press

著 者 紹 介



中野 冠 Masaru Nakano
 生年：1955年。
 所属：ロボティクス研究室。
 分野：ロボット、コンピュータビジョン、
 生産システムに関する研究開発。
 学会等：日本ロボット学会会員。



森部 弘 Hiroshi Moribe
 生年：1947年。
 所属：ロボティクス研究室。
 分野：画像処理ハードウェア、ロボットビジョン・システムなどに関する研究開発。
 学会等：電子情報通信学会，計測自動制御学会会員。



久野敏孝 Toshitaka Kuno
 生年：1939年。
 所属：システム1部。
 分野：ロボティクスに関する研究。
 学会等：日本機械学会，日本ロボット学会，計測自動制御学会会員。