

ニューラルネットワークを用いた 3次元物体の形状認識

2C-3

荒川隆 宮内新
武蔵工業大学

1 はじめに

3次元物体認識には大別して2つの方法がある。一つは、物体の2次元画像を2次元表現と比較する方法である。もう一つは、物体の3次元データを獲得し、それをあらかじめ用意した3次元モデルと比較する方法である。前者においては2次元画像上の頂点座標を用いて物体を学習・認識する方法が提案されているが^[1]、3次元物体を2次元画像に写像する際に3次元情報が失われてしまう。また後者は、数箇所から物体を撮影し、各距離画像により3次元空間上で対応付けを行い3次元データを獲得することが考えられる。しかしこれは容易なことではない。

ところでニューラルネットワークは、数少ない教師データにより一度ネットワークの結合の重み(結合荷重行列)を決定すれば、後は入力パターンを与えるだけでパターンマッチングが行えるという利点を持っている。そこで最近、パターン認識の応用研究が活発に行われている^[2]。ここでニューラルネットワークの学習法として、Rumelhartらの提案によるバックプロパゲーション(BP)アルゴリズムがパターン学習に有効であることが認められている^[3]。そして、2次元のイメージに対してニューラルネットワークを用いたエッジ抽出の有効性についても報告されている^[4]。

そこで本稿では、物体の特徴となる3次元情報を失うことなく、また3次元空間上での対応付けの問題を解決し1枚の距離画像からでも認識が行えるようにするため、3次元座標を特徴量としてこれをニューラルネットワークに適用した一手法について述べる。

2 アルゴリズム

本手法の全体の流れを図1に示す。学習時はまずモデル(基準物体)に対して正規化を行い、これをパターン学習させ、ネットワーク(結合荷重行列)を生成する。そして認識時は認識物体の距離画像を作り頂点座標を検出する。そして正規化を行い、先に生成したネットワークを用いて認識を行う。

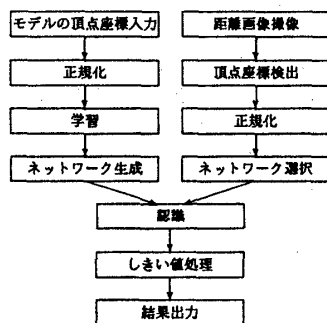


図1: 全体の流れ

2.1 モデルの正規化

まずモデルの正規化を行う。最初にある点Pからself-occlusionによって隠れて見えなくなるものないすべての頂点までの距離

の和dを求め、それが最小になる点を求める。その点を物体の重心とする。そしてその重心が物体座標系の原点に来るように平行移動する。ここで平行移動後の重心から一番距離の長い点を第一最長点、次に長い点を第二最長点と呼ぶことにする。次に第一、第二最長点を用いて回転移動を行う。まず第一最長点をz軸回りに回転させ、この点をx軸正方向のx-z平面上に写像する。そしてこの条件を満たす回転角ψを求め、各点を移動する。次に、第一最長点をy軸回りに回転させ、x軸上に写像しこれを満たす回転角φを求め各点を移動する。今度は、第二最長点をx軸回りに回転させ、この点をy軸の正方向のx-y平面上に写像し、これを満たす回転角θを求め各点を移動する。これにより物体がどの位置にあってもある一定の位置に移動される。

またニューラルネットに入力する際には、頂点の入力順序は結果に大きく影響するので、この順序についてもx, y, z座標値の順に値の大きいほうからデータを並び変え正規化を行っておく。

最後に、全ての頂点の各座標値の中から一番大きいものを選び出す。そしてその値を基準として他の値を正規化し、入力値を-1~1の範囲にする。

2.2 モデルのパターン学習

パターン学習は入力層には学習用のデータを、出力層には教師データを与え、結合の重みを逐次修正することによって行われる。

各頂点座標のニューラルネットワークへの入力方法は、先に説明した座標値によって並び変えられた頂点の順に、各々に対してx, y, z座標値の順に与える。物体によりまた物体を見る角度により見える頂点の数が異なるが、見える頂点数が同じ全モデルのデータを用いて1つのネットワークを生成する。つまり見える頂点数のパターンだけネットワークが生成されることになる。

学習ではモデルnの入力パターンに対しては出力ユニットnに教師信号0.9を与え、それ以外の出力ユニットには0.1を与える。そしてネットワークの出力値と教師信号の平均二乗誤差が希望したあるしきい値に達した段階で学習を終了する。

2.3 3次元物体の認識

ここでは本手法の認識アルゴリズムについて述べる。図2に、データ入力から結果出力までの認識の流れを示す。

まず、入力データに対して正規化を行う。また入力データから認識物体の頂点数を求め、その数に応じてネットワークを選択する。そしてそのネットワークを用いて認識を行う。出力ユニットの数は認識対象となるモデルの数だけあり、認識の結果得られた出力ユニットの値を適合度とする。ここで適当なしきい値を設定し、各認識における適合度に対してしきい値処理を行う。そしてしきい値以上の物体があればそれを認識結果とする。なければ該当する物体は登録されてなく認識できないものとし、その方向からみたその物体を学習させ新たに登録する。

A Study to Recognize Three-Dimensional Objects Using Neural Network.
Takashi ARAKAWA, Arata MIYAUCHI
Musashi Institute of Technology.
E-mail: miyauchi@ec.musashi-tech.ac.jp

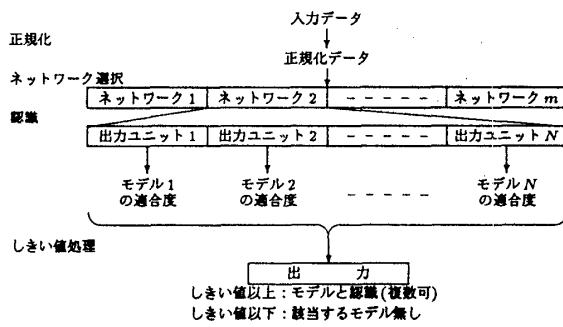


図2: 認識アルゴリズム

3 シミュレーションモデル

本手法においては、頂点を特徴量としているため曲面を含む物体は対象とせず、平面だけで構成された物体のみを対象としている。図3に今回用いたモデルを示す。また今回、頂点座標は距離画像から検出されているものとしてシミュレーションを行った。そして座標データは図に示した各モデルから計算したものをを用いた。

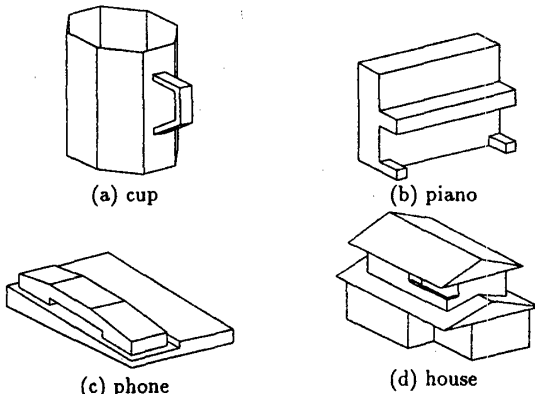


図3: シミュレーションに用いたモデル

4 シミュレーションおよび認識結果

4.1 シミュレーション

今回のシミュレーションでは対象となる認識物体を実際の模型を使ってターンテーブル上で10°ずつ360°回転させ、ある一方向から見る事の出来る頂点を調べ、その頂点をその時の角度だけ回転させて入力データとした。そして認識時には、その入力データに対して±10%以内の誤差を与え1000回の試行を行った。そして各試行の適合度の平均値と教師データの値(0.9)との誤差(error)により認識の評価を行った。表1に今回のシミュレーションに用いたパラメータを示す。

表1: 学習およびシミュレーションに用いたパラメータ

中間層の数	1層
中間層のユニット数	10ユニット
出力層のユニット数	4ユニット
学習定数 η	0.9 ^[4]
安定化係数 α	0.25 ^[4]
全学習パターン数	400パターン
各モデルのパターン数	100パターン
学習時の頂点誤差	±5%以内
認識時の頂点誤差	±10%以内
認識試行回数	1,000回

4.2 認識結果

物体の特徴となる3次元情報を失うことなく、また3次元空間上での対応付けの問題を解決するために、3次元座標ニューラルネットワークに適用した一手法についてシミュレーションを行った。図4にその結果を示す。

見る角度によって誤差の値が急激に変化しているところが多く見られるが、これはself-occlusionのために少しの角度変化でも見えている頂点が大きく変わったためだと考えられる。しかし認識物体の頂点座標に±10%以内の誤差がある場合でも、どの物体を見ても発火すべきユニットの誤差は0.42以下であり、それ以外のユニットの誤差は0.52以上である。この結果厳密ではあるがしきい値を0.45から0.5の間に設定すれば物体を認識することが可能であることが分かる。また紙面の都合上グラフを載せることは出来ないが、認識物体の頂点誤差が±5%、0%であればしきい値設定幅がより広くなり、より正確に認識が行える結果が得られた。

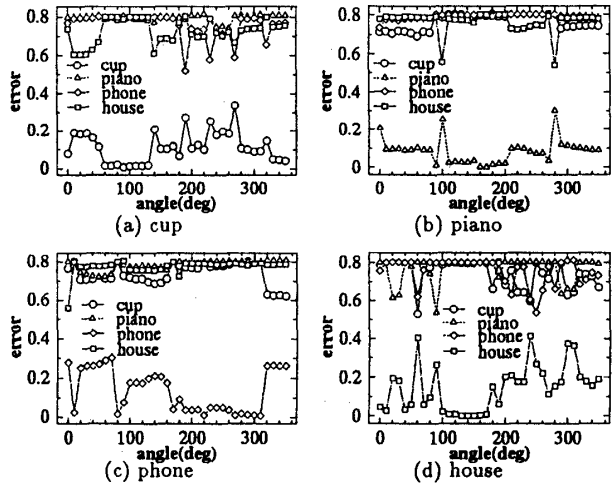


図4: シミュレーション結果(頂点誤差±10%)

5 むすび

今回3次元物体を2次元画像に写像する際の情報欠損をなくし、3次元空間上での物体の対応付けの問題を解決するために物体の3次元座標をニューラルネットワークに適用した一手法について考察を行った。

その結果、認識物体の頂点座標の誤差が±10%以内であれば、self-occlusionがあっても物体を認識できることが確認された。

また、今回のシミュレーションに用いたモデルはすべて平面で囲まれた物体である。しかし世の中に存在する物体は加工技術の発達により曲面を含む物体がほとんどで、平面だけで構成される物体はごく僅かである。そこで今後はこのような物体にも対応できるようにするため、3次元空間上で曲面を平面に、曲線を直線に近似する必要がある。

参考文献

- [1] 高橋一誠, 徐剛, 辻三郎: “並列 GBF ネットワークの自動生成による物体認識”, 画像の認識・理解シンポジウム II, pp.231-238, July 1992.
- [2] 佐藤誠, 小杉幸夫: “ニューラルネットワークのパターン認識への応用”, 電学誌, 111, pp.14-16, 1991.
- [3] Rumelhart D.E., McClelland & the PDP research Group: “Parallel distributed processing”, vol.1 & 2, MIT Press, 1986.
- [4] 川添容宏: “ニューラルネットワークを使ったエッジパターン学習による画像のエッジ抽出”, 画像の認識・理解シンポジウム II, pp.295-302, July 1992.