輝点マトリックス投影による三次元形状 識別システム

正員 山口 順一 (慶応大)

非会員 藤城 孝宏 (慶応大)

正員 中島 真人 (慶応大)

3-D Shape Identification System Using Bright Spots Matrix

Jun'ichi Yamaguchi, Member, Takahiro Fujishiro, Non-member, Masato Nakajima, Member
(Keio University)

In shape identification of the 3-D object using a vision sensor, it is important that the system is insensitive to the translation and the rotation of the object. The authors have developed a system for quickly identifying the shape of the 3-D object, using a dot-matrix-like bright spots projection. In the system, the range data is classified, using the 3-D information of the bright spot. The polar coordinates transform is performed in the frequency domain of the classification data. A pattern of invariance to the translation and the rotation of the classification data is produced, using the power spectrum of the transformation data. The pattern is identified by a multi-layered neural network.

This paper describes the method of the shape identification of the 3-D object, using the dot-matrix-like bright spots. The results of the experiments, which were performed to verify the effectiveness of the proposed method, are discussed.

キーワード：三次元形状識別，視覚センサ，ファイバグレイティング，ニューラルネットワーク

1. ま え が き

画像処理において，三次元物体の形状を高速に識別することは，生産ラインにおける部品や商品の搬送あるいは産業用ロボットによる組立て作業などの作業効率の向上のため重要である。しかし，対象物の位置や向きの変化が，識別アルゴリズムを複雑にするだけでなく，処理時間を増大させるという問題がある。そのため，対象物の移動および回転の影響を受けにくだけでなく，処理時間の短縮も可能な効率の良い識別法の開発が必要となる。

近年では，X線画像のような濃淡画像や文字などの二値画像を用いた対象物の認識法として，画像の周波数空間で移動の影響を除いた後，相関関数を計算する方法や Distributed Associative Memory (DAM) と呼ばれるメモリーマトリックスを用いる方法が提案

されている⁽¹⁾⁽²⁾。これらの方法においては，対象物の回転角を検出できるなどパターン認識のため有効な手法であることが示されている。しかしながら，三次元物体が回転を伴う移動をした場合，視覚センサにより撮像される物体のシーン（特に側面シーン）が変化し，その際の画像データの変化の影響により対象物の認識が困難となることにに関してあまり議論されていない。

著者らは，輝点マトリックス投影による空間のコード化および画像データのパターン変換によって，物体の三次元形状を高速に識別するシステムを開発した。パターン光投影素子としてのファイバグレイティング（以下，“FG”と略記）にレーザビームを垂直に入射することにより，物体の置かれる領域（以下，“観察領域”と呼ぶことにする）に正方格子状の輝点マトリックスが投影され，視覚センサで得られる輝点投影画

像は物体の存在によって局所的に乱れが生じる。本システムでは、その乱れ具合を演算処理することによって輝点移動データを生成し、輝点の三次元位置情報を用いて輝点移動データをクラス分けする。更に、クラスデータによって表現される画像の周波数空間で極座標変換を施すことにより、動径と偏角を変数とするマッピングデータを生成する。

またこの際、マッピングデータによって表現される画像のパワースペクトルを用いて、クラスデータの移動および回転に対し不変なパターンを生成する。そして、そのパターンを、クラス分けの数と同数の入力ユニットグループにより構成されるニューラルネットワークに入力することによって、物体の三次元形状が識別される。

2. システムの構成

本システムは、FGを用いて観察領域に輝点マトリ

図 1 システム構成の構成図

Fig. 1. Block diagram of the total system.

ックスを投影しそれを撮像するセンサ部（以下、「FG 視覚センサ」と呼ぶ）と、視覚センサから得られる輝点投影画像を処理することによって物体の三次元形状を識別する演算処理部により構成される（図 1）。ここで、FG は、直径 20 μm 、長さ 10 mm の光ファイバ約 100 本をシート状に並べ、それを 2 枚直交して重ねたものである。

FG 視覚センサの光学配置を図 2 に示す。この光学配置において輝点が物体に投影された場合、イメージプレーン上では輝点が一定の方向に移動する（図中の a_1 から a_2 ）。またこの場合、輝点の三次元位置（図中の $C(X, Y, Z)$ ）は、観察領域からレンズまでの距離を h 、FG とレンズとの中心間距離を d 、レンズとイメージプレーンとの距離を l 、イメージプレーン上での輝点の移動量を δ として次式によって与えられる。

$$\left. \begin{aligned} Z &= \frac{h^2 \delta}{dl + h \delta} \\ X &= \frac{u}{l} (h - Z) \\ Y &= \frac{v + \delta}{l} (h - Z) \end{aligned} \right\} \dots\dots\dots (1)$$

FG 視覚センサから得られる輝点投影画像の一例を図 3 (a), 移動量 δ の検出によって得られる輝点移動データを (b) 図にそれぞれ示す [輝点投影画像の中央を中心にして 256 個 (16×16) の輝点について移動量 δ を求め, δ を (1) 式に代入して得られる Z を用いて輝点移動データを作成した]。

FG 視覚センサは、空間を粗くサンプリングすることになるので被検体の空間分解能が低下する反面、距離データを高速に取得できるため処理時間の短縮が可能になる^{(3)~(5)}。

図 2 FG 視覚センサの光学配置

Fig. 2. Optical schematics of the FG vision sensor.

(a) 輝点投影画像

(b) 輝点移動データ

図 3 輝点投影画像を処理して得られる輝点移動データの例〔数値：輝点の高さ $Z(\text{mm})$ 〕

Fig. 3. An example of the spot shift data which is obtained by processing the spots projection pattern [numeric value : height Z of the spot (mm)].

3. 三次元形状識別法

〈3・1〉 移動・回転に対する不変 物体が観察領域内で移動または回転すると、物体に投影される輝点の数や輝点の三次元位置の変化によって輝点移動データが変化する。このため、物体の三次元形状を識別するには、距離データの変化による影響だけでなく、輝点移動データによって示されるパターンの移動および回転の影響を受けにくいことが重要である。

本識別法では、まず、輝点投影画像を処理して得られる輝点移動データを $M \times N$ の数の配列 H として、

$$f_c(m, n) = \begin{cases} 1 & (h_{c-1} < H(m, n) \leq h_c) \\ 0 & \{ H(m, n) \leq h_{c-1} \\ & \text{or } h_c < H(m, n) \} \end{cases} \quad \begin{matrix} (m=0, 1, \dots, M-1, \\ n=0, 1, \dots, \\ N-1, \quad c=1, 2, \dots) \end{matrix} \quad (2)$$

により、二値化データ f_c を生成することによって輝点移動データをクラス分けする (f_c は $M \times N$ の配列であり、以下、 f_c を“クラスデータ”と呼ぶ)。ここで、 h_{c-1} および h_c は高さを示す値であり、例えば観察領域としての台から台の上空 60 mm までを 3 分割する場合 (すなわち、クラス分けの数が 3 の場合)、 h_0, h_1, h_2, h_3 にはそれぞれ 0, 20, 40, 60 といった値を用いる。またこの場合、クラスデータは f_1, f_2, f_3 というようにクラス分けの数だけ生成する (図 4 はクラス分けの数が 3 の場合のクラスデータの表示例を示す)。

次に、 f_c によって表現される画像のパワースペクトルを次式より求める (a が 0 から $M-1$, b が 0 から $N-1$ について定義される)。

$$|F_c(a, b)|^2 = \left| \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f_c(m, n) \times \exp \left[-j2\pi \left(\frac{ma}{M} + \frac{nb}{N} \right) \right] \right|^2 \quad (3)$$

図 5 は、図 4 に示されるクラスデータ f_2 (class-2) のパワースペクトルを求めた結果の表示例を示す。更に、(3)式により得られたデータについて、動径 (中央からの距離) を ρ 、偏角を θ として、極座標変換を行う (以下、“ ρ - θ マッピング”と呼ぶことにする)。図 5 に示されるデータについて ρ - θ マッピングを行った結果の表示例を図 6 に示す (ここでは、マッピングの際に直線補間を用いた)。このようにして得られるマッピングデータ $M_c(\rho, \theta)$ を用いることによ

図 4 観察領域内に四角すいを置いた場合のクラスデータの表示例

Fig. 4. An example of the classification data, in the case where the quadrangular pyramid was located in the object area.

図 5 f_c のパワースペクトルを求めた結果の表示例 (図 4 に示される class-2 について)
Fig. 5. An example of the power spectrum of f_c . (f_c : class-2 shown in Fig. 4).

図 6 図 5 に示されるデータについて ρ - θ マッピングを行った結果の表示例
Fig. 6. Result of ρ - θ mapping of the data shown in Fig. 5.

り、クラスデータ f_c が回転を伴う移動をした場合に、マッピングデータの θ 方向への平行移動量を検出することによって、 f_c の回転角度を知ることができる。

本識別法においては、更に M_c を $P \times \theta$ の数の配列、 $P_c(a, \beta)$ を M_c の周波数空間での値として (a が

図7 図6に示されるマッピングデータについてパワースペクトルを求めた結果
Fig.7. Power spectrum of the mapping data shown in Fig. 6.

0 から $P-1$, β が 0 から $\Theta-1$ について定義される), M_c によって表現される画像のパワースペクトルを次式により求める。

$$|P_c(\alpha, \beta)|^2 = \left| \frac{1}{P\Theta} \sum_{\rho=0}^{P-1} \sum_{\theta=0}^{\Theta-1} M_c(\rho, \theta) \times \exp \left[-j2\pi \left(\frac{\rho\alpha}{P} + \frac{\theta\beta}{\Theta} \right) \right] \right|^2 \quad (4)$$

図6に示されるデータについて, (4)式により $|P_c|^2$ を求めた結果の表示例を図7に示す。この $|P_c|^2$ は, f_c の回転によってマッピングデータが θ 方向へ平行移動した場合にも不変である。従って, $|P_c|^2$ を用いることにより, f_c が回転を伴う移動をした場合にも識別が可能となる。

しかしながら, 三次元物体が回転または移動した場合, 輝点移動データの変化により, クラスデータ f_c を演算処理して得られる $|P_c|^2$ が変化する。この場合, $|P_c|^2$ の類似度の決定だけでなく, 観察領域内に形状の異なる他の物体を置いた場合に得られる $|P_c|^2$ との判別を一義的に表現することが困難となる。そこで本方式においては, ニューラルネットワークの学習能力および般化能力を利用し, $|P_c|^2$ における特定の領域での値によって示されるパターンを識別する。

〈3・2〉 ニューラルネットワーク ニューラルネットワークの入力データには, 図8(a)に示されるように, $|P_c|^2$ における A および B 領域での値を用いる(図8(b)中の0は(a)図に示されるデータの中心を示す)。入力データをこのようにした理由は, マッピングデータにおける ρ 方向および θ 方向での値が, $|P_c|^2$ においては A および B 領域での値により示されるためである。

ニューラルネットワークの構成の概念図を図9に示

(a) $|P_c|^2$ における A, B 領域

(b) A, B 領域における値の表示例

図8 ニューラルネットワークの入力データ
Fig. 8. Input data of the neural network.

図9 ニューラルネットワークの構成
Fig. 9. Structure of the neural network.

す。入力層は, 輝点移動データのクラス分けの数と同数のユニットグループにより構成し, 各グループは A および B 領域でのサンプリングの数と同数の入力ユニットをもつ。出力ユニットは物体の数だけ用意し, 各ユニットのユニット番号は, 物体にあらかじめナンバリングした物体番号(連番)に対応させる。本システムにおいては, 出力ユニットの出力値により, A および B 領域での値に対するネットワークの応答が示されることによって物体の三次元形状が識別される。このネットワークはフィードフォワード形3層ニューラルネットワークであり, ニューロン素子の入力関数には, しきい値 θ_{TH} を用いたシグモイド関数

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x + \theta_{TH})} \quad (5)$$

学習にはバックプロパゲーション法を用いる。教師信号は, 物体1を観察領域に置いたときに $[1, 0, 0, \dots]$, 物体2を置いた場合には $[0, 1, 0, \dots]$ といったパターンを用いる。また, 学習過程におけるネットワーク全

図 10 実験に用いた被検体
Fig.10. Objects used in the experiment.

図 11 実験における被検体の位置
および向き
Fig.11. Position and direction of the
object in the experiment.

図 12 識別実験の結果の表示例
Fig.12. Results of the experiment.

ンを用いる。また、学習過程におけるネットワーク全体の誤差 E を、教師信号を T_j (j : 出力ユニット番号)、出力層の実際の出力値を O_j として、

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k (O_j - T_j)^2 \dots \dots \dots (6)$$

k : 出力ユニットの数

と定義する。学習では、誤差 E を減らすため各ニューロン素子における荷重および θ_{TH} を更新していき、 E が一定の値以下に収束した場合に学習を終了する⁽⁶⁾。

4. 実験および検討

〈4・1〉 実験システム 実験システムにおいては、FG 視覚センサ〔半導体レーザ：出力 30 mW、波長 810 nm〕を観察領域から 23 cm の高さに設置することにより、観察領域 (13×13(cm)) における輝点の中心間距離は 8 mm となった ($d=16$ mm, $l=8.5$ mm)。また被検体には、図 10 に示される 7 種類の物体を用いた。一方、輝点移動データ (16×16) のクラス分けの数を 3、 A および B 領域でのサンプリングの数をそれぞれ 16 および 16、ニューラルネットワークの入力ユニット、隠れユニットおよび出力ユニットの数は、それぞれ 96 ($= (16 \times 16) \times 3$)、16、7 とした。ネットワークの学習においては、被検体を観察領域内の任意の位置に任意の回転角度で置き、その際に視覚センサから得られる輝点投影画像を用いて (被検体一つにつき輝点投影画像 1 枚を用いる) 生成される A 、 B 領域での値について繰返し学習した (学習時間約 10 分、学習回数 200 回)。識別実験では、図 11 に示されるように、物体を 9 分割領域で 8 方向に回転させた場合 (この場合に輝点投影画像はすべてが未学習画像) に物体の形状を識別できるかをテストした。

〈4・2〉 実験の結果と検討 識別実験の結果の表示例を図 12 に示す。図中の横軸は 9 分割領域の番号、斜めの軸は被検体の回転角度、縦軸は出力ユニットの出力値を示す。また、(a)～(g) 図において右下に示されるグラフは、出力値が最も落ち込んでいる場合のすべての出力ユニットの出力値である。本システムにおいては、観察領域に置かれた被検体に対応する出力ユニットの出力値が他の出力ユニットの出力値に比べて大きい場合に被検体の識別が可能となる。(a)～(g) 図の右下のグラフにおいて出力値が最も落ち込んでいる点を選んだ理由は、出力ユニットの出力値が最も小さい場合に他の出力ユニットの出力値との差が最も小さくなったため、この場合の全出力ユニットの出力値を比較することによって識別が可能かどうか

判断できるからである。実験の結果、被検体を置く位置あるいは回転角によっては、やや低い出力値が示された〔例えば (e) 図において、被検体を領域 9 に回転角度 180 度で置いた場合〕。これは、輝点移動データが、学習の際に用いた輝点移動データ (学習の際に被検体は、図 11 に示される領域 5 と 7 の中間において回転角が約 32 度だった) に比べ大きく変化したためであり、ネットワークの応答としての出力値が最も小さくなった場合を示す。また、他の出力ユニットの出力値がやや大きい場合もあった〔例えば (f) 図において、被検体を領域 7 に回転角度 180 度で置いた場合〕。しかしながら、いずれの場合においても、観察領域内に置かれた被検体に対応する出力ユニットの出力値が最も大きく、その結果として、どの被検体を用いても十分に識別できたといえる。なお、輝点投影画像を取込んでからニューラルネットワークの出力を得るまでが約 10 秒となった。

以上の実験結果より、本方式は物体が回転を伴う移動をした場合の三次元形状識別のため有効であることが検証された。

5. ま と め

本論文では、輝点マトリックス投影により三次元形状を高速に識別する方式について提案し、実験システムを用いて行った識別実験の結果について報告した。この方式においては、輝点投影画像を処理して得られる輝点移動データを、輝点の三次元位置情報を用いてクラス分けし、クラスデータによって表現される画像の周波数空間で極座標変換を施した。そして、変換データによって表現される画像のパワースペクトルを求めることにより、移動および回転に対し不変なパターンを生成し、そのパターンをニューラルネットワークに入力することによって、物体が回転を伴う移動をした場合にも三次元形状を識別できる効率の良いシステムの実現に成功した。

以上の結果より、本方式は物体の位置ずれや向きの変化に影響されにくいだけでなく、物体形状を高速に識別する三次元形状識別法として有効であるといえる。

今後の課題としては、識別時間を更に短縮するためのアルゴリズムの工夫が挙げられる。

最後に本研究の遂行にあたり、常に貴重な御助言と御助力を賜った総合警備保障(株) 進藤道行氏および長谷川貞夫氏に深く感謝する。

(平成 3 年 4 月 24 日受付, 同 3 年 7 月 30 日再受付)

文 献

- (1) H. Wechsler & G. L. Zimmerman: "2-D Invariant Object Recognition Using Distributed Associative Memory", *IEEE Trans. Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 10, 811 (1988)
- (2) 黒木・易・松岡: 「フーリエ変換を利用した画像の回転角の測定」, 信学論, j73-D-II, 590 (平2-4)
- (3) 中沢・中島・小林: 「ファイバグレイティングを用いた3次元形状計測システムの開発」, 同上, j69-D, 1929 (昭61-12)
- (4) K. Nakazawa, M. Shimizu, M. Nakajima & S. Yuta: "Measurement of 3-D Shape and Position by Fiber Grating Vision Sensor Installed on Manipulator", *Proc. IEEE Workshop on IROS*, p. 611 (1988)
- (5) J. Yamaguchi & M. Nakajima: "A 3-D Shape Identification System Using a Fiber Grating Vision Sensor", *Proc. IEEE Conference (IECON'90)*, p. 507 (1990)
- (6) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton & R. J. Williams, "Learning Representations by Back Propagating Errors", *Nature*, 323, 535 (1986)

山 口 順 一 (正員)

昭和53年電気通信大学電気通信・計算機科学科卒業。54年総合警備保障(株)入社。62年～平成2年慶応義塾大学理工学部へ出向。パターン計測の研究に従事。電子情報通信学会会員。

藤 城 孝 宏 (非会員)

平成2年慶応義塾大学理工学部卒業。現在、同大学院修士課程在学中。パターン計測の研究に従事。

中 島 真 人 (正員)

昭和48年慶応義塾大学大学院博士課程修了。56年同大学助教授。63年同理工学部教授。工学博士。画像処理, 超音波の応用などに関する研究に従事。応用物理学会, 電子情報通信学会, 超音波医学会, OSA 会員。