周辺視による碍子像の検出

伊藤 禎 康^{*1} 佐藤 幸 男^{*2} 曾 山 豊^{*3} 小笠原 史 久^{*3}

Insulator Image Detection by Peripheral Vision

Sadayasu Ito^{*1}, Yukio Sato^{*2}, Yutaka Soyama^{*3} and Fumihisa Ogasawara^{*3}

This paper describes a practical active vision system called Sheila that equips two differentiated visual fields. Sheila detects insulator images with a peripheral vision and shifts its fixation point sequentially to each object for examining them precisely. Insulator images in windows expose characteristic peaks in the local frequency domain. Such patterns are detected by two sorts of cell-detectors, the periodicity cells and the directionality cells. The output signals of the cells are transmitted to a neural network that stimulates where insulators exist in the image. Experiment results for a transformer substation showed a practical potential of Sheila.

Key Words: Vision System, Peripheral Vision, Neural Network, 2-D Fourier Spectrum

1. はじめに

人間の視覚は注視点を適応的に移動することによって外界を広範囲にながめ理解することができる。このような効率的な視覚情報処理は視覚が解像度の異なる2つの視野、つまり中心視と周辺視を備えており、それらが機能的に分化しながらも眼球運動を介在して有機的に協調動作することによってはじめて実現する[1][2]。筆者らはこの人間の視覚機能に基づいた単純な視覚モデルを提案し、実際のマシンビジョンシステムを作製して簡単な線図形の認識[3]と多面体線画に対する符号化実験[4]を行った。このシステムは線画の頂点あるいは端点を周辺視によって検出し、頂点の符号化と結合関係の記述を行い、対象図形を認識するというものであり、その全体はモジュール構造のニューラルネットワークで実現されている。このシステムでは線画しか対象としていないが、より一般的なシーンを対象とするためには一般画像の中から興味対象となる画像領域を抽出し、これを識別する機能が必要となる。筆者らはそのような視覚機能の一般化と実用的応用を目的として変電所における碍子検査ロボットの視覚システムについて研究を行っている。

変電所では点検者が所内を巡回しながら碍子のひび割れなどの破損や、付着物の有無について目視検査している。筆者らは

その自動化の一方法として周辺視によって碍子の持つ特徴を画像中から高速に検出し、次にその位置に注視点を移動し、中心視によって注視物が碍子か否か、さらには異常の有無を判定する視覚システムの構築を目指している。本論文ではこのような機能の中で最も初期的な部分である周辺視機能、すなわち広い視野画像から碍子像を抽出し、注視点を移動する機能について述べる。

周辺視で検出される特徴は様々であるが、人間の視覚系では特定方向の線分やエッジ、空間周波数に局所的に反応する細胞が見つかる[5]~[7]。従ってコンピュータの視覚においても空間周波数の特徴に着目することは自然である。たしかに碍子像は大局的には直線的であり、その細部ではひだがり返しパターンとして現れるという幾何的な特徴から、空間周波数領域での特徴表現が適している[8][9]。そこで本周辺視システムでは、シーンの画像中で局所フーリエ変換を行い、スペクトルの持つ方向性と周期性のそれぞれの特徴を抽出することにした。また特徴抽出の柔軟性、また将来における並列性、高速性を考慮して処理機構にはニューラルネットワークを用いた。

以下、視覚モデルと碍子検査システムについて詳しく述べていく。またSheila[3]と名付けられたマシンビジョンによる動作実験の結果を示す。

2. 変電所における碍子検査

画像を利用した碍子検査法ではふつう碍子像がすでに取得されたことが前提となっている[10]。しかしながら変電所内には膨大な数の碍子が存在するのが普通であり、各碍子に個別にカ

原稿受付 1995年8月6日

^{*1}名古屋工業大学、現 NTT 勤務

^{*2}名古屋工業大学

^{*3}中部電力

^{*1}Nagoya Institute of Technology, currently NTT

^{*2}Nagoya Institute of Technology

^{*3}Chubu Electric Power co., inc.

メラを備えたのではコストがかかるうえ処理に無駄が多い。従って効率的に碍子像を取得するためには移動ロボットにビジョンシステムを備えた巡視ロボットの実現が望まれる。しかしながら膨大な数の碍子の精確な位置を地図上に記録しておくことは困難であり、柔軟性に欠ける。さらに遠方から高精度で視方向を決定して碍子をカメラによってとらえることも容易ではない。従ってビジョンシステムは人間が行うように、変電所風景から碍子像を検出し、そこに注視点を視覚フィードバックによって移動する機構を備えることが有用である。また詳細な画像解析を逐次的に行っているのは実用的な処理速度を実現することは不可能であるので、解像度と視角の異なる中心視と周辺視の協調動作を行う視覚システムが本応用課題で有用と思われる。

3. 人間の視覚系とモデル

人間の網膜は高解像度な中心視と視野の大部分を占める周辺視からなるが、この二つの視野は解像度が異なるだけでなく、その機能も基本的に分化していると考えられている[1][2]。周辺視は解像度が低い、それだけ入力像を高速に処理することができるので、広範囲の視野中から興味対象をすばやく見つけ出すことができる。但し、解像度の低さから対象は線分や明るさといった初期特徴に限られる。次の処理は得られた対象位置に順次注視点を移動し、中心視によって対象の細かい解析を行うことである。この基本動作を繰り返すことによって、特徴の詳しい情報とそれらの空間的配置を理解し、画像全体の認識を行う。視野全体に対して細かい解析をしていたのでは瞬時に画像全体を理解することは難しいが、このように中心視と周辺視を協調動作させ、取捨選択的に視覚情報を獲得することにより、人間の視覚は画像の理解を短時間で成し遂げていると考えられる。我々は、このような機能を表現するマシンビジョンのひとつの視覚モデルを提案している[3][4] (Fig. 1)。本碍子像検出システムもこのモデルに基づいて構成されている。広角

Fig. 1 Vision system model with differentiated visual fields

レンズを備え、広域画像から碍子像を検出するカメラを周辺視に対応させ、望遠レンズを備え、碍子像を詳細に解析するカメラを中心視に対応させた。周辺視で検出された碍子像に向かって中心視カメラはその注視点を移動させる。周辺視機能によって碍子像を検出しながら視方向を決定するならば、ロボットの移動精度などによらず、安定に碍子にカメラを向け、碍子像を取り込むことができる。以下では周辺視による碍子検出法について述べる。

4. システムの構成

4.1 碍子検出方法

屋外の変電所において利用されるロボットビジョンは広い視野の中から実用上高速に碍子像を検出することが必要である。さらに環境照明の変動に対するロバスト性も要求される。高速な処理を実現するためには人間の視覚のように局所的な並列処理機構を階層化して構成することが効果的である。そこで、入力画像に対し Fig. 2 に示すような局所領域を考える。これらの局所領域は入力画像全体に重なりを持ちながら規則的に配置する。そして各局所領域で興味対象、つまり碍子像の有無を判定する。すなわち各々の領域は人間の網膜における受容野に相当し、各領域ごとに興味対象の有無を出力する。これらの各局所領域は独立に処理を行うので、原理的には並列処理も可能である。各局所領域ごとの碍子の有無判定の方法を以下に説明する。

碍子は Fig. 3 に示すように細長く、軸に垂直な一定間隔の縞模様という独特の幾何特徴を有する。この特徴は二次元の空間周波数領域でみると特定の方向と周波数におけるピークとして表出する (Fig. 4)。碍子像を画像領域で直接的に処理する場

Fig. 2 Image window outputs

Fig. 3 Insulator image

Fig. 4 2-D Fourier spectrum of insulator image

合は輝度や位置、回転などの変化を考慮しながら複雑な画像処理を施さなくてはならないが、このような空間周波数における特徴を利用することによって、情報の圧縮と処理の単純化が期待できる。そこで本研究では画像の局所領域に対してフーリエ変換を施し、そのパワースペクトルを碍子検出ニューラルネットワークを処理する。実は人間の一次視覚野においても特定の空間周波数に発火する細胞が見つかり、人間の視覚系においても同様の処理を行っている部分があることが知られている[6][7]。

周辺視では対象の大まかな位置情報を検出できればよく、また碍子像が常に局所領域の中心に存在するとは限らないことから、局所領域は重なりを持ちつつもある程度の間隔を持って配置させる。碍子像は周辺視で見落としなく検出しなければならないので、局所領域中に碍子が存在したならば、領域内の碍子の位置によらず「碍子が存在する」と判断できなくてはならない。つまり一次視覚野の複雑型細胞と同じような働きをする必要がある。パワースペクトルはもともと位相情報を持たないため、同一物体に対し、回転に対しての不変性はないが、位置に対してスペクトルの分布は不変である。従って重なり合った局所領域のいくつかは碍子像に対して所望のスペクトルを呈することが期待できる。

画像コントラストの変動についてもこれを吸収する正規化が必要である。特に本システムは屋外の変電所で利用されることから人工的に照明条件を設定することは難しく、日照や天候などの条件変化を考慮しなくてはならない。ここではパワースペクトルのエネルギーの総和が一定となるように正規化を施し、コントラストの変動に対処している。ただしこの正規化では直流成分は除外している。なぜならば局所領域の画像全体の輝度値の変動は像の幾何学的特徴とは関係なく、これは直流成分の変化として現れるからである。また他の周波数成分に対して直流成分は非常に大きな値を持つため、その変化が微小であっても碍子像の特徴判別に際して悪影響を与えるからである。このようにして正規化されたパワースペクトルは、原画像そのものに比べ、碍子の特徴を顕著に表現し、位置ずれや全体の輝度変化に対処した特徴を有している。しかしながらデータ量の点についてはまだ問題があり、パワースペクトルをそのままニューラルネットワークの入力として用いた場合、次元数が大きくなりすぎる。そこで、スペクトルを以下のように変換して特徴量を限定し、入力次元数を小さくする。

Fig. 5 Cells for frequency and direction

まず、Fig. 5(a)に示すように周波数領域に対して原点を中心に等距離間隔 Δr の同心円状のセルを設定する。そして m 番目のセルのエネルギーの和 $\phi_r(m)$ を考える。フーリエスペクトル $F(u, v)$ の極座標表現を $\hat{F}(r, \theta)$ とすると、エネルギーの和 $\phi_r(m)$ は

$$\phi(r) = \int_0^{2\pi} |\hat{F}(r, \theta)|^2 d\theta \quad (1)$$

$$\phi_r(m) = \int_{(m-1)\Delta r}^{m\Delta r} \phi(r) dr \quad (2)$$

となる。これはスペクトルの周波数成分を表し、スペクトルの回転に不変である。次に Fig. 5(b)に示すように放射線状に分割したセルを設定する。 u 軸方向から n 番目のセルのエネルギーの和 $\phi_\theta(n)$ は

$$\eta(\theta) = \int_0^\infty |\hat{F}(r, \theta)|^2 dr \quad (3)$$

$$\phi_\theta(n) = \int_{(n-1)\Delta\theta}^{n\Delta\theta} \eta(\theta) d\theta, n=1, 2, \dots, \frac{\pi}{\Delta\theta} \quad (4)$$

となる。これは、スペクトルの持つ方向性を表し、画像中に特定方向の線やエッジが存在すると、その直角方向のセルが高い値を呈する。このようにして同心円状のセルと放射線状のセルにスペクトルを領域分割し、セルごとのエネルギーを求めることにより、周期性の特徴と方向性の特徴をそれぞれ抽出することができる。明らかにこれらのセルの数は原画像の画素の数に比べて極めて少数となり、その出力をニューラルネットワークに入力すれば、入力次元数の大幅な圧縮が実現される。

以上のスペクトル情報を入力とし、ニューラルネットワークを用いて碍子の有無判別を行う。ニューラルネットワークとしては一般的な3層パーセプトロン型ニューラルネットワークを使用する。パーセプトロン型ニューラルネットワークはバックプロパゲーション法によって学習が容易に行え、また専用ハードウェアも多数開発されていることから、将来的にシステムをハードウェア化することも可能である。本システムにおいては碍子像が入力されたときに出力細胞が発火するように、バックプロパゲーション法により学習を行った。

4.2 注視点移動位置の決定

碍子検出は各局所領域において独立に行われ、局所領域内の位置にも影響されないため、同一の碍子に対しても複数の局所領域が興奮し、出力を出す。従ってこれらの出力を統合し、各

Fig. 6 Process of peripheral vision

碍子ごとの出力にまとめる必要がある。そこで、隣接した局所領域が「碍子が存在する」と判定した場合は同一の碍子に対する結果であると判断し、その結果を統合する。しかしながら、その過程で同一の碍子であるにもかかわらず二つ以上に分離されたり、ノイズの影響によって碍子でない物が碍子として検出されることもある。従って統合化された領域のすべてに注視点を向けていくのでは効率的な視覚システムとはいえない。そこで可能な限り同一物体に対する注視点を一つに限定し、明らかにノイズとみなされる領域を除去することにした。

まず入力画像の各局所領域に一対一対応する2次元配列を考える (Fig. 6)。この配列は各局所領域で碍子らしき大きい、つまりニューラルネットワークの出力が大きいほど、その領域に対応する位置の値を大きくする。次にこの配列にガウシアンフィルタをかけてばかし、明らかに誤検出とわかる孤立した検出結果を除去する。また、分離してしまいそうな同一碍子の検出結果は一つにまとめていく。この結果は2値化処理し、さらに同一対象ごとに統合化を行う。そして最終的に分割された領域ごとにその重心を求め、注視点移動位置とした。

5. マシンビジョンシステム Sheila

我々が既に作製したマシンビジョン Sheila [7] (Fig. 7) に本碍子検出アルゴリズムを移植し、実際に変電所においてその動作を評価した。Sheila は、周辺視と中心視に対応した2台のCCDカメラを備えている。周辺視用カメラは視野角が 38.7×29.6 [deg]の広角レンズを装着しており、中心視用カメラは視野角がズーム可変で $5.5 \times 4.2 \sim 32.2 \times 24.4$ [deg]の望遠カメラを装着している。2台のカメラは一つの台に固定され、この台は水平回転用と垂直回転用の2台のステップモータで全方位自在に選択可能であり、カメラの視方向を自由に決定できる。Sheila のシステムの構成を Fig. 8 に示す。ステップモータはパーソナルコンピュータにより直接制御しており、ワークステーションからはパーソナルコンピュータに命令を送ることによって制御する。従ってワークステーション上でソフトウェアを構築することにより、希望の視方向の画像を取り込んで処理する、という全体的な制御が行える。

Fig. 7 Machine vision 'Sheila'

Fig. 8 Vision system

6. 変電所における実験

6.1 予備実験

変電所でのフィールド実験に先立ち、ビデオや写真で撮影した変電所内の風景を計算機に取り込み、研究室において予備実験を行った。画像全体に敷き詰められる局所領域は 16×16 画素とし、各領域ごとにフーリエ変換を施した。あらかじめ数種

(a) Input Image

(b) Detection Result

(c) Integration Result

(d) Viewpoint Ranking

Fig. 9 Simulation experiment

の一般的な碍子画像に対してさまざまな大きさや回転の変動を加えたパターンを用意し、それらを教師パターンとして、バックプロパゲーション法によりネットワークの学習を行った。入力画像を Fig. 9(a) に示す。画像サイズは 512×512 画素であり、階調数は 256 である。この画像に対する碍子像検出結果を Fig. 9(b) に示す。各局所領域ごとのネットワークの出力の大きさを濃淡の大きさで表示している。この段階ではそれぞれが局所的な処理であるので、局所情報だけでは判断しにくい対象がノイズとして存在している。Fig. 9(c), (d) に領域統合結果と注視点移動順位をそれぞれ示す。Fig. 9(d) では面積の大きい四角形ほど順位が高いことを示す。

6.2 碍子模型を用いた動作実験

屋内に配置した碍子の模型を対象として、マシンビジョン Sheila を用いたシステム動作実験を行った。発泡スチロールで碍子模型を作り、それらを実験室内に適当な位置に配置して検出対象とした。Sheila から碍子までの距離の範囲は 2~5[m] である。システムには画像を入力してから碍子像を検出し、中心視カメラを順次検出した碍子へ向けるという一連の動作を全て自動で行わせた。

入力となる風景画像を Fig. 10(a) に示す。画像サイズは 640×480 画素で、階調数は 256 である。この画像に対する碍子像検出結果を Fig. 10(b) に示す。そして Fig. 10(c) に領域

統合の結果を示す。その結果に従ってカメラシステムが移動し、中心視カメラが順次とらえた画像を (d) に示す。この結果を見るとシステムが抽出した結果の中には碍子でないものが存在するが、すべての碍子模型が正しく検出されていることが分かる。

碍子像が中心視画像の中央に位置していないのは、周辺視カメラと中心視カメラの視軸がずれていることに起因している。ただし実際に変電所で使用する場合はカメラと碍子の距離はかなり遠いので、この視軸によるずれは無視できる。

6.3 コントラスト変動の吸収

環境の変化によるコントラストの変動がスペクトルの正規化によってうまく吸収できているか判断するため、変電所にカメラを備え付け、朝から夕方までの日照条件の変化した碍子の画像を取り込み、実験を行った。いくつかの例を Fig. 11 に示す。ここでは碍子の大きさを 8 段階、回転を 7 段階に変化させた 56 枚の碍子像を教師パターンとしてネットワークを学習させている。このように、入力画像は輝度値が大きく変化しているが、その検出結果は安定したものとなり、正規化がうまく行われていると言える。

6.4 変電所における屋外実験

以上の屋内における予備実験を経て Sheila 及び計算機を実際に変電所に持ちこみ動作実験を行った。Fig. 12 に実験シス

Fig. 10 Experiment for insulator models

Fig. 11 Experiments for contrast variation

Fig. 12 Set of experimental system

テムを示す。Sheila, 計算機, モニタなどを1台の台車に載せ, 実験を行った。

入力画像の例を Fig. 13 に示す。画像の解像度は 640×480 画素である。この画像に対する碍子像検出結果とその領域統合結果をそれぞれ Fig. 13 (b), (c) に示す。(d) に中心視カメラがとらえた画像を示す。システムの近くに存在する碍子については良好な検出結果を得ているが, 実験に用いた周辺視カメラの解像度の関係から, 遠く小さく見える碍子は見落としも多いことがわかる。なお屋内実験において視軸のずれが問題となっていたが, 本実験の場合は碍子が十分遠方に存在することか

Fig. 13 Experiment in a substation

Fig. 14 Example of detection failed

ら、これはほとんどとはならなかった。

6.5 評価

本視覚システムはその目的から、画像中の碍子がくまなく検出できなくてはならない。予備実験では Fig. 9(a) の画像に存在する碍子のうち、反応の大きな 10 領域が表示されている (Fig. 9(d))。これらの領域はいずれも正しく碍子像をとらえている。Fig. 9(c) をみると小さな碍子や重なりのある碍子の領域は値は低いものの、反応していることが分かる。従って注視点をそれらの領域に向けて中心視によって詳細な解析をすれば、そのような碍子像も見落とさなく検出できることが期待できる。碍子模型に対する実験では室内風景がそれほど複雑でないため、碍子模型の位置を変えたいずれの実験でも碍子像は

すべて正しく検出できた。一方、屋外実験については遠方の小さい碍子が検出できていない事例がしばしば生じている。これは、カメラの解像度に依存する問題である。見にくい物体に対しては人間は近づいて観測するが、本視覚システムも同様に、視点や視方向を外界に適応させながら移動して碍子を検出していく移動ロボットの視覚を実現する必要があるだろう。本実験の場合は局所領域の大きさを 32×32 画素としているが、これより大きな碍子像についてはすべて検出が成功している。ただし Fig. 14 のような金網越しの碍子などは検出に失敗している。これは、空間周波数領域において金網の像が周波数領域において規則的で強いスペクトルを持つためであったと思われる。

7. ま と め

本論文では変電所風景から碍子像を検出する視覚システムの周辺視機能について述べてきた。人間の視覚機能に基づき、中心視および周辺視が注視点移動を介在して協調動作する視覚モデルを基本として単純ではあるが、応用的システムとして構成し、実際の碍子検出実験を行った。碍子の幾何的な特徴に着目し、空間周波数領域において画像の特徴を抽出し、その特徴からニューラルネットワークを用いて碍子像を検出し、中心視を向ける注視点移動位置を決定した。また、マシンビジョン Sheila による動作実験によってこのシステムの有効性を確かめた。

実験室内での実験および変電所での屋外実験における結果では共に、碍子でない対象に対しても碍子像として検出されているが、この碍子検査システムでは注視点を向けた後の中心視によって碍子の破損等の検査を行うことから、その段階で碍子でないものは除去すればよい。すなわち周辺視においては碍子らしき画像を全て検出することが必要とされる。逆に見落としがあってはならないが、この点については室内における予備実験においてはきわめて良好な結果を得た。屋内実験で問題となった二つのカメラの視軸によるずれはカメラを1台として、そのズームを2段階にするなどの対処によって解決できよう。

ところで、検出された碍子の位置に中心視の注視点を向けるためには視方向制御に関するキャリブレーションが必要である。しかし視覚フィードバックを有効に活用できれば、その精度の厳密性は必ずしも要求されないであろう。これは人間の視覚と同様である。

このように本視覚システムは巡視ロボットの視覚などへの応用が期待できるが、実際に現場で利用されるためにはさらに高精度で安定な動作機能が達成されなくてはならないだろう。

参 考 文 献

- [1] 福田：“図形知覚における中心視と周辺視との機能差”，テレビ誌，

vol. 32, no. 6, pp. 492-498, 1978.

- [2] A. Watanabe and T. Yoshida: “Roles of Central and Peripheral Vision in Pattern Perception,” NHK Technical Monograph, vol. 21, no. 3, pp. 23-31, 1973.
- [3] 吉田, 豊田, 佐藤: “視野機能が機能分化した視覚系モデル”, 情報処理学会論文誌, vol. 33, no. 8, pp. 1032-1040, 1992.
- [4] H. Hamaji, Y. Hamajima, S. Ito, and Y. Sato: “Object Detection and Line Drawing Interpretation by Active Vision,” Proc. Asian Conf. on Computer Vision, pp. 743-746, 1993.
- [5] D. Marr: Vision. Freeman, 1982.
- [6] S. Marcelja: “Mathematical description of the responses of simple cortical cells,” Journal of the Optical Society of America, vol. 70, no. 11, pp. 1297-1300, 1980.
- [7] Daniel A. Pollen and Steven F. Ronner: “Visual Cortical Neurons as Localized Spatial Frequency Filters,” IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics, vol. SMC-13, no. 5, pp. 907-916, 1983.
- [8] 川原, 野口, 浜地, 豊田, 曾山, 佐藤: “周辺視野による探索対象の検出”, 信学会春季大会予稿集, D-609, 7-351, 1992.
- [9] 濱島, 浜地, 小笠原, 曾山, 佐藤: “パワースペクトルを用いた周辺視野内での興味対象の検出”, 信学会春季大会予稿集, D-631, 7-392, 1993.
- [10] 広岡, 八木, 川戸: “碍子検査用画像処理技術の開発”, 日本ロボット学会誌, vol. 11, no. 7, pp. 1093-1104, 1993.

伊藤 禎康 (Sadayasu Ito)

1971年3月31日生。1993年名古屋工業大学電気情報工学科卒業。1995年同大学院博士前期修了。同年NTT入社。在学中、視覚情報処理などに関する研究に従事。電子情報通信学会会員。

佐藤 幸男 (Yukio Sato)

1951年10月23日生。1975年慶應義塾大学工学部電気工学科卒業。1980年同大学院博士課程修了。同年東京農工大学工学部助手。1983年名古屋工業大学電気工学科講師。同助教授を経て1995年電気情報工学科教授。その間1986年カリフォルニア大学サンタバーバラ校客員準教授。1987年南カリフォルニア大学客員研究員。画像解析とパターン情報処理、3次元物体の計測と認識およびオンライン文字認識の研究に従事。工学博士。IEEE, 電子情報通信学会, 情報処理学会等各会員。

(ロボット学会正会員)

曾山 豊 (Yutaka Soyama)

1964年7月22日生。1987年名古屋大学工学部電子工学科卒業。1989年同大学院博士前期修了。同年中部電力(株)入社。1994年名古屋大学大学院博士後期課程修了。現在、中部電力(株)電力研究所勤務。画像処理、コンピュータグラフィックスとその電力分野への応用に関する研究に従事。工学博士。情報処理学会, 電子情報通信学会各会員。

小笠原 史久 (Fumihisa Ogasawara)

1958年2月15日生。1980年東海大学工学部制御工学科卒業。同年中部電力(株)入社。現在、中部電力(株)電力技術研究所研究副主査。分散計算機技術による電力系統制御、オブジェクト指向手法に関する研究に従事。電気学会会員。