

解説

手法からみたコンピュータビジョンの動向†



鳥 脇 純一郎†† 白 井 良 明†††

1. ま え が き

本特集では、コンピュータビジョン (Computer Vision-CV) を3次元シーン理解に限定せずにもう少し広く解釈し、画像の解析・計測・認識・理解を中心とする知的処理を扱う。国語辞典でみると、“手法”は『ものを作ったり事を行ったりする際のやり方』、“動向”は『事態の情勢または個人・団体などの行動の現状や将来の方向』とある¹⁾。本稿では、個々の細かいアルゴリズムよりももう少し大きく眺めたときの、上記の意味での CV における“やり方”(処理・解析方法)、あるいは、基本的な考え方を述べ、最近の方向として気づかれる二、三の点を加える。その中で比較的広い範囲の問題に適用でき、かつ、比較的まとまった考え方を提示する手法4例が本特集の各編で述べられる。

個別事項の記述に入る前に、2次元画像の認識・理解、および3次元情景(シーン)の理解の過程の図式を図-1に示す。これは現時点での CV 関係の研究者、技術者、ユーザに共通したパラダイムの一つと考えられる。

さて、この過程を具体化する“手法”の蓄積は膨大であって、それをここで網羅することは到底できない。そこで、本稿では思いきって話題を限定する。すなわち、まず2.では2次元画像処理を特徴づける処理として一様構造の局所処理を取り上げ、さらに、その延長線上で3次元ボクセルデータの処理手法について簡単にふれる。次の3.では、膨大な手法の蓄積を活用するためには適切な支援ツールの利用が不可欠であることを指摘し、その例として画像処理エキスパー

トシステムについてふれる。4., 5.においては画像から3次元シーンの理解に進むための鍵となる手法を述べる。4.は2次元画像から3次元形状の復元、5.ではそれからシーンの“理解”に達するための手法について説明する。

2. 画像の局所処理

2.1 2次元画像の局所処理

画像処理の第一段階は、2次元の画像から画像への変換であり、出力画像では注目する成分の強調、不要成分の抑制、除去がなされる。具体的には、出力画像の点 (x, y) における値 $g(x, y)$ を入力画像の同じ位置 (x, y) における値 $f(x, y)$ とその周辺の値を使って計算することで実現される(図-2)。

すなわち

$$g(x, y) = \phi(\{f(x, y); (x, y) \in S\}), \quad (1)$$

S は点 (x, y) の近傍の領域

ここで、 ϕ はこの処理の内容を定める関数であり、大まかにいえば、 f の x, y に関する微分(差分)操作を含めばエッジの強調、積分(加算)操作を含めば平滑化機能を実現できる。

ϕ の内容が線形であれば、

$$g(x, y) = \iint_S \omega(u-x, v-y) f(u, v) du dv \quad (2)$$

の形にもかかれ、 ω の形が処理の内容を定める。

S が (x, y) の比較的小さい領域で ϕ が (x, y) には依存しない(画像のどの部分でも同一の処理である)とき、局所並列処理とよばれる²⁾。

デジタル画像処理では S は画素 (x, y) の近傍で、たとえば (x, y) の周囲に隣接する4画素(4近傍)、または、8画素(8近傍)であることが多い。

シーン理解にともなって良く用いられる局所処理の例を一つあげれば、ガウ斯拉プラス演算 (P^2G オペレータ)がある^{3), 16)}。これは、式(2)で、

$$\omega(x, y; \sigma^2) = \frac{1}{\sigma^4} [-2\sigma^2 + (x^2 + y^2)]$$

† The Trend of Algorithms in Computer Vision by Jun-ichiro TORIWAKI (Dep. of Information Engineering, Faculty of Engineering, Nagoya University) and Yoshiaki SHIRAI (Dep. of Mechanical Engineering for Computer-controlled Machinery, Faculty of Engineering, Osaka University).

†† 名古屋大学工学部情報工学科

††† 大阪大学工学部電子制御機械工学科

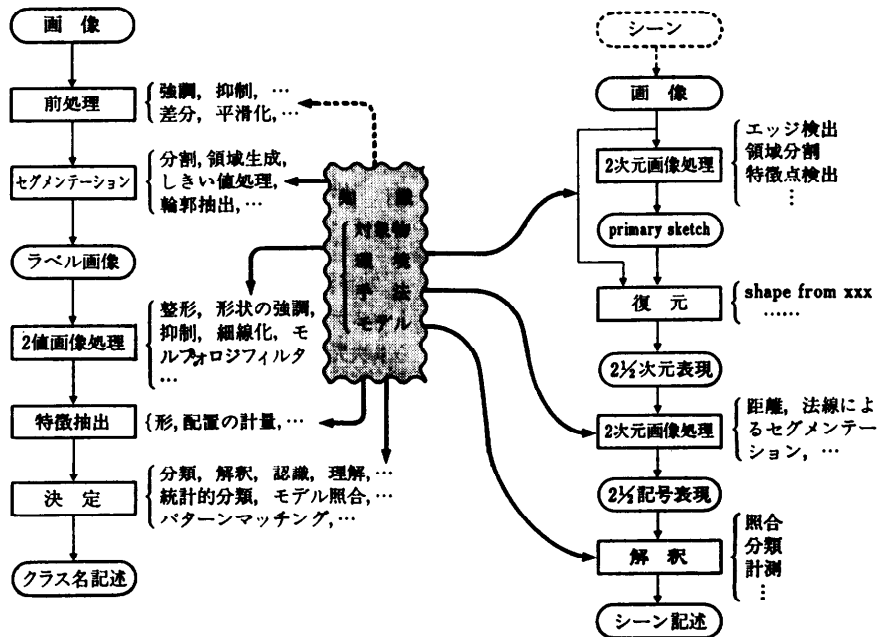
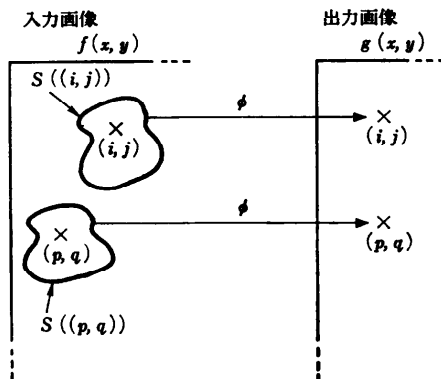
図-1 2次元画像理解(左)および3次元シーン理解の枠組み³⁾

図-2 局所並列処理の概念図

$$\times \exp \left\{ -\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (3)$$

とおいたものに等しい。内容的には、

$$\omega_1(x, y) = \exp \left\{ -\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (4)$$

で平滑化(ガウス演算子)した後、 $\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$ (ラプラス演算子)を施したものと等価である。こうして得られた画像 $g(x, y)$ のゼロ点の位置をもってエッジとみなす。

このとき、式(2)の積分範囲は理論上は $(-\infty, \infty)$

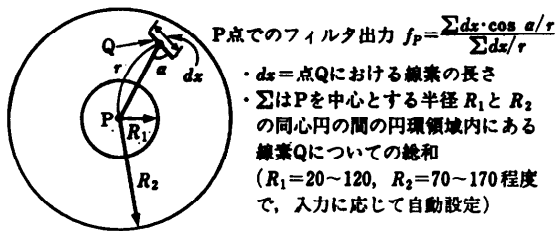
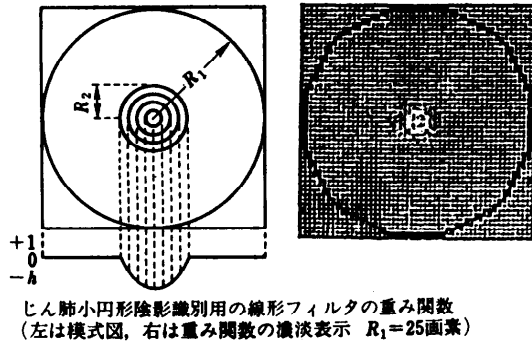
であるが、デジタル処理では事実上有限の範囲で打ち切られて、局所処理となる。ただし、近傍領域の大きさは σ の値と画素の大きさの関係で定まり、ときには相当大きくなる。また、パラメータ σ^2 の値を変えると検出されるエッジは変化するため、 (x, y, σ) 空間(これを尺度空間—scale space—とよんでいる)におけるエッジの振舞いから情報を得ようとする(尺度空間解析)。このように、局所領域が大きく、かつ、処理内容が複雑なものをうい得ること、および、パラメータ変化にともなう処理結果の変化の状態から情報を得ること、は最近の一つの傾向である。図-3 に別の例を示す^{4), 5)}。

2.2 3次元デジタル画像処理

2次元(2D)デジタル画像(=“濃度値の2次元配列”)を“濃度値の3次元配列”に拡張したものを3次元デジタル画像(3D画像)とよぶ(図-4)⁶⁾。

3D画像 $f(x, y, z)$ の内容はさまざまであるが、“空間の点 (x, y, z) における濃度値(真の3D画像)”または、“時刻 z における点 (x, y) の濃度値(2D動画像)”が代表的である。真の3D画像は医学における各種の断層撮影像(“CT画像”)を中心として急速に増加している。2D動画像の増加もやはり著しい。

真の3D画像の処理手法は2D動画像のそのの直接的拡張に始まる。たとえば、式(2)の局所処理は、



胃X線像における胃がん病変部検出用非線形フィルタ
図-3 複雑化する局所処理の例^{(1),(2)}

$$g(x, y, z) = \iiint \omega(u-x, v-y, w-z) f(u, v, w) \times dudv dw \quad (5)$$

これのデジタル版におけるよく知られた演算であるソーベル演算とラプラシアン⁶⁾の ω 形を, 2, 3次元について図-4に示す⁶⁾。

図形のデジタル幾何学的性質(トポロジ, 連結性, など)が関係する処理では2次元と3次元の差は極めて大きく, 3次元固有の問題が多数現れるが, 詳述する余裕はない⁶⁾。また, 2D動画像処理でも真の3D画像と同様の扱い方と動画像独自の手法がある⁷⁾。

3. 画像処理エキスパートシステム—手法の知識ベース化に向けて

本文では, 説明を極度に単純化した, 図-1の図式を実行する手法の蓄積は実は膨大なものである。その個々の動向を詳しく述べるべきかも知れないが, 紙面の余裕がない。それに代わり, ここでは手法の“知識ベース化”について簡単にふれておきたい。ユーザ側からみたとき, 蓄積された手法群を活用するための支援環境が要求されるのは必然であり, そのための試みの一つが画像処理エキスパートシステムである。たとえば, ユーザがやりたいこと(=ゴール)と対象の

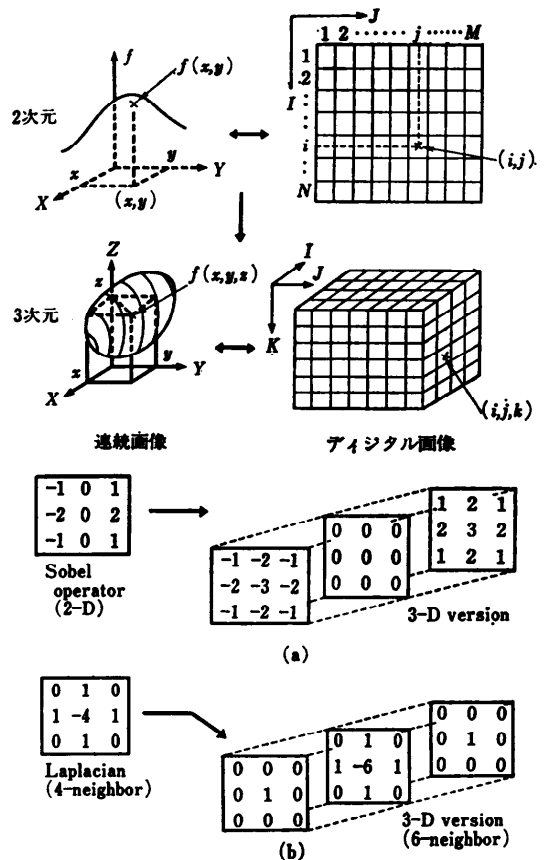


図-4 3次元デジタル画像とその局所処理の重み関数の例

性質(=知識)を適当なキーワードやメニューで入力すると, そのゴールを達成できそうな手法をシステムが見つけてくれる(図-5)。具体例の詳細は本学会論文誌特集号(Vol. 29, No. 2)にみられる⁸⁾。このような支援ツールなしには今後の手法の蓄積と活用は難しいであろう。さらにこのような“手法の知識ベース”を基にして, 最近のソフトウェア分野の成果—たとえばLISPマシン, データフローマシン, 関数プログラミング, オブジェクト指向, など—の利用がはじまっている^{9)~12)}。

4. 2次元画像から3次元情報の抽出

濃淡画像やカラー画像から3次元情報を抽出する方法は二つに大別できる。すなわち, 異なる視点から入力した画像を用いる方法(両眼立体視がその代表例)と, 一つの視点からみた(単眼視)画像を用いる方法である。

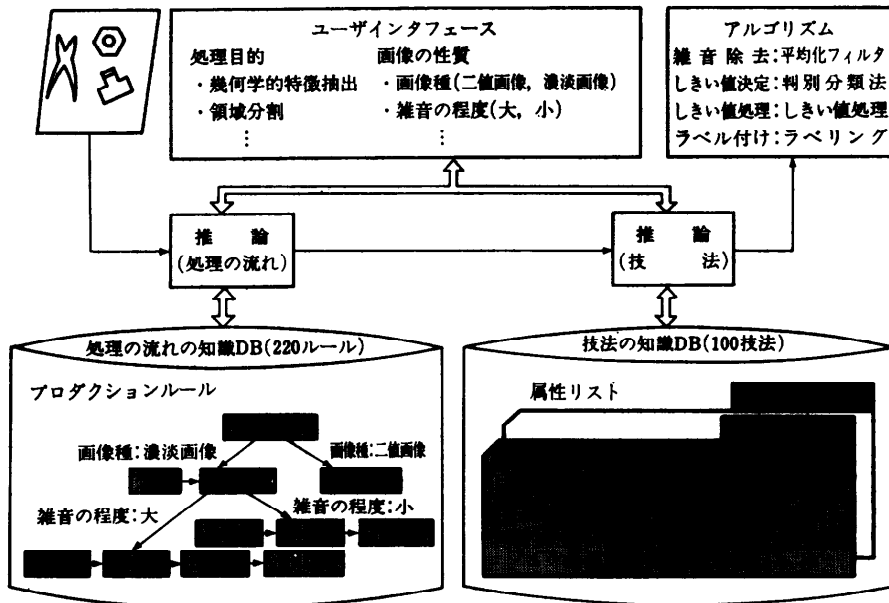


図-5 画像処理アルゴリズムの知識ベース化の例 (図は文献 27) による)

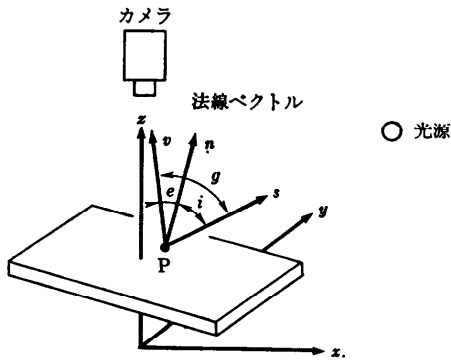


図-6 光源、カメラ、対象の関係

4.1 単眼視から3次元形状の復元

一般に、単眼視から3次元形状を求めることはできない。しかし、対象シーンになんらかの拘束を与えれば可能になる。たとえば、画像からある点が観測され、その点が既知の平面上にあることが分かっているならば、その点の3次元座標を求めることができる。

コンピュータビジョンでは、単眼視画像から3次元座標を直接求めることより、観測される面の傾きを求めて、対象の形状を復元する研究が盛んである。その原理は、照明条件を既知として画像の明るさから復元する方法 (shape from shading) と、対象シーンに幾何学的な拘束を与えて、画像から対応する幾何学的特徴を求める方法 (shape from shape) に大別できる。

4.1.1 照明に関する拘束の利用

シーンにおけるある点 P の画像における明るさ I は、一般に P における面の法線 n 、反射係数 r 、照明光の明るさ i 、照明方向 s 、視線方向 v によって決まる (図-6 参照)。光源が一つで十分遠くにあれば、 s は場所によらずほぼ一定である。 r 、 i 、 s が既知とすれば、 v は画像から分かるので、 n だけが未知となる。

法線ベクトル n は二つの自由度をもつため、 n が分かれば I は決まるが、 I が分かっても n は一意に決まらない。そこで、照明方向を変えて、複数の画像を入力して n を求める方法 (photometric stereo¹³⁾) が考えられた。

二つの画像を用いれば、 n は2次式の根となり、解が二つになる。三つの画像からは、解が一意に求まる。しかし、式の数(3)が未知数(2)より多いので、もう一つの未知数を導入できる。面の反射係数 r を未知数とすることが多い。

一般に、shape from shading の方法によって、画像の各点の明るさからその法線が分かるが、画像はノイズを含むため、法線の誤差が大きくなる。誤差を少なくするため、面が滑らかであるという条件を導入して、全体としてもっともらしい解を弛緩法で求める試みもある¹⁴⁾。

4.1.2 シーンにおける幾何学的拘束の利用

簡単のため、シーンと画像の幾何学的な関係を図-7

のように仮定する。すなわち、シーンに O - X - Y - Z 座標系をとり、その Z 軸上 f に画像面の座標系 O - x - y が X - Y 平面と平行にある。シーン内の (X, Y, Z) にある点 P が画像上で (x, y) に観測されるとすれば、次式が成り立つ。

$$x/f = X/Z, y/f = Y/Z \quad (6)$$

これだけでは、観測された画像の特徴から奥行き方向の形を得ることができないので、対象に関する既知の幾何学的拘束を利用する。シーンにおける幾何学的拘束としては、平行線、直角に交わる線、円形、大きさの等しい要素からなるテクスチャなどが研究されてきた。

たとえば、平行線は画面上では一般に平行にはならない。画面上でその二つの線が交わる点を無限遠点あるいは消失点 (vanishing point) という。この点は図-7 に示す撮像系において、視点 O から平行線と平行に引いた線が画面と交わる点である。つまり、平行線であることが分かっている画像上の2本の線から平行線の3次元の方向が分かる。

このような幾何学的な関係を数式で扱うこともでき

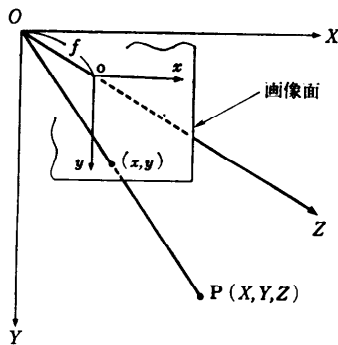


図-7 撮像系の幾何学的関係

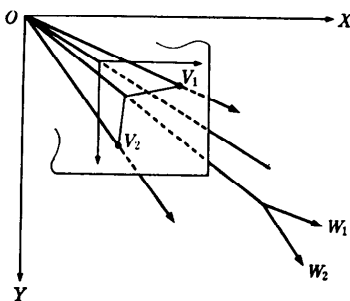


図-8 空間で交わる線とその無限遠点

る。いま図-8のように、空間で交わる2直線がありそのベクトルを W_1, W_2 とする。画面上での無限遠点はそれぞれ視点 O を通る W_1, W_2 に平行な線が画面と交わる点 V_1, V_2 である。この関係は次式で表される。

$$W_{1x}V_{1x} - fW_{1x} = 0 \quad W_{1x}V_{1y} - fW_{1y} = 0 \quad (7)$$

$$W_{2x}V_{2x} - fW_{2x} = 0 \quad W_{2x}V_{2y} - fW_{2y} = 0$$

なお、 W_{1x} は空間内のベクトルの x 成分、 V_{1x} は画像内の位置ベクトルの x 成分を表す。ベクトルは方向だけが必要であるので、 W_{1x}, W_{2x} は任意でよく、未知数は合計4である。

この場合、もし

$$f^2 + V_{1x}V_{2x} + V_{1y}V_{2y} = 0 \quad (8)$$

が成り立てば、2直線は空間で直交する。すなわち、

$$W_{1x}W_{2x} + W_{1y}W_{2y} + W_{1z}W_{2z} = 0 \quad (9)$$

が成り立つ。これは人が容易に証明することができる。この証明を機械的に行う方法 (W_u の方法) も提案されている¹⁵⁾。

その原理は、証明すべき式(9)を既知の式(7)-(8)の積で表すのである。そのためには(9)を一つの既知の式で割って、その余りがあれば、それを次の式で割るという過程を繰り返し、余りが0になれば成功したことになる。

つぎに、もし2直線が直交するならば、画面上ではその無限遠点はどのような関係になければならないかを求めてみる。今度は式(9)が式(7)で割り切れる条件を求めればよい。前と同様に(7)でつぎつぎ割っていった余りを求めると最終的に次式が得られる。

$$W_{1x}W_{2x}(f^2 + V_{1x}V_{2x} + V_{1y}V_{2y}) = 0 \quad (10)$$

W_{1x} または W_{2x} が0になるとは、直線が画面と平行になることで、無限遠点が求められない。したがってその場合はありえず、結局式(8)が条件となる。

このような記号処理を機械的に行うことが W_u の方法であり、シーンにおける幾何学的拘束の利用の一般的な方法として注目されている。

4.2 両眼立体視

両眼立体視は、左右の画像の対応点を見つけ、三角測量の原理で対応の3次元位置を求める。対応点を見つけるためには、一方の画像から適当な点を選び、その対応点を他方の画像から求める。適当な点とは、明るさの変化が大きい点のことである。対応の求め方は、次の二つに分類できる。

(1) 領域に基づく方法 (area-based method)

一定の小領域を対応の単位とし、明るさの変化が類

似している領域を求める。

(2) 特徴に基づく方法 (feature-based method)
両画像から特徴を抽出しておき、特徴どうしを照合する。

(1)は、古くから、研究されていて、領域の明るさの相関や2乗誤差などで類似度を評価する。(2)は、どのような特徴を用いるかによって、さらに二つに大別できる。

(A) エッジのような微少な特徴

(B) 長さのある線のような構造化された特徴

(A)は適応範囲が広いが、類似の特徴が多いので、照合の候補が多くなる。(B)は照合の候補を絞れるが、両画像で同じ特徴を抽出できるとは限らないので、対応がなくなる恐れがある。人は(A)に基づいて両眼立体視を行っているといわれている¹⁶⁾。

いずれの特徴を用いる場合でも、照合を行うためには特徴の類似度を定義しなければならない。類似度は、エッジや線の方向、そこでの明暗のコントラストなどである。類似度を特徴ごとに求めてその大きいものを求めるだけではうまくいかないことがある。そこでいくつかの特徴を含む領域全体を考慮する方法が考えられている。代表的な方法は次のようである。

(a) 領域における対応候補の視差(距離)のヒストグラムをとり、その山に対応する視差を採用する。

(b) 明るさが急変しない部分はなめらかであると、DP(動的計画法)で、最適な照合を決定する。

いずれも現在研究中で、人間並の信頼性の高い方法は確立していない。

5. シーン理解のシステム

コンピュータビジョンの最終的な目的は、シーンを理解することであり、本小特集ではそのための種々な手法が解説されている。ここでは、センサフュージョンとモデルとの照合を述べる。

5.1 センサフュージョン

多様な環境を認識するためには、より多くの信頼性のある情報を集めなければならない。多くの情報を有効に利用する枠組みとして、センサフュージョン(センサの融合)、あるいはマルチセンサインテグレーション(複数センサの統合)が提案されている。これは、複数のセンサからの情報、あるいは一つのセンサでも条件を変えてとった情報に基づいて、より信頼性のある環境認識を行おうとするものである。

たとえば、移動ロボットが超音波と両眼立体視を利

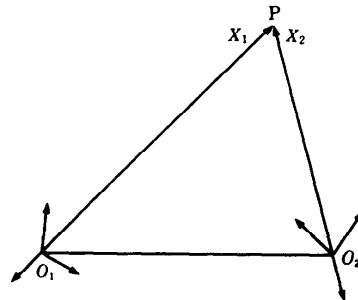


図-9 異なる点での観測

用するとする。超音波は、比較的近くの障害物を広範囲にわたって低分解能で検出するのに適する。一方、両眼立体視は遠距離を測定できるが、時間がかかるため広範囲の測定には適さない。このような特徴を活かしたセンサの利用法とセンサデータの統合処理の方法が問題になる¹⁷⁾。

同じセンサを用いても異なる場所から得た情報を利用すれば効果的なことがある。たとえば、移動ロボットが移動しながら同じものをみるとする。図-9において、最初にロボット座標系 O_1 で物体の一点の P を観測して X_1 を得て、次に、少し移動した後のロボット座標系 O_2 で同じ点 P を観測し、 X_2 を得たとする。

ロボットは移動によって座標系がどのように変換したかを測定できるものとする。

観測したベクトル X_1, X_2 と座標系の変換行列 T はいずれも誤差をとめない、それらの間には

$$X_1 = TX_2$$

が成り立つ(同次座標系を用いているが詳細は省略する)。このように、観測値の間には拘束がある。

センサフュージョンの課題の一つは、このような冗長な情報を統合して信頼性のある情報を抽出することである。簡単な場合は、最小2乗法を用いて、直接に解くことができる。性格が異なる観測値があり、その誤差が異なる場合は、単純な最小2乗法を適用できない。

誤差(ノイズ)がガウス分布で、拘束が線形で表される場合はカルマンフィルタ¹⁸⁾を適用できる。普通、誤差の分布は分からないが、ガウス分布と仮定している。また、誤差が非線形でも解の近傍で線形化できれば、拡張カルマンフィルタを適用できる¹⁹⁾。

5.2 3次元モデルとの照合

シーンを理解するためには、入力した画像あるいは画像を処理して得られたシーンの記述と、あらかじめ

与えられているシーン全体あるいはシーンを構成する物体のモデルとを照合する必要がある。

一般に、対象が3次元で、見る方向が一定でない場合は、見えている部分が一定でなく、画像面に投影される対象の形も変化する。したがって、3次元のモデルを用いた方が都合がよい。

3次元モデルとの照合は多く試行錯誤を必要とする。簡単のため、一つの3次元物体の記述として n 個の特徴が得られ、それを m 個の特徴からなる物体モデルと照合する場合を考える。普通に照合すれば、 m^n の可能性がある。したがって、本小特集で述べられるハフ変換や弛緩法を直接適用するのは得策でない。

もし対象の大きさが一定の剛体であれば、モデルとシーンの物体との照合の自由度は6（位置と回転）である。したがって、既知の位置にある一つの特徴が照合されれば、物体の残りの自由度は3となり、もう一つの特徴が照合されれば、自由度は1となる。このように照合の可能性は大幅に削減される。その場合、始めに間違えると、残りの処理が無駄になるので、適切な特徴を選ばなければならない。どの特徴をどの順序で用いるかに関して多くの研究がなされている²⁰⁾。

6. む す び

本文では“手法”面からみたCVの現状について、ごく簡単に紹介した。CVの発展の中にあっては、計算機のハードウェア、ソフトウェアの両面における進歩、処理速度や容量面における性能の改善、小型化、価格低減、などがきわめて大きな影響を与えていることは言うまでもないが、全般に早急な実用化は難しいことは認識した上で、(将来の技術的な優位を確保する意味も含めて)高度の知的な処理に挑戦する機運が高まっているように思われる。この背後には、それを支える種々のツール、たとえば、次のようなものの充実と普及がある。

(a) パターン認識、画像処理の基本手法のパッケージ化²¹⁾

(b) 画像処理専用ハードウェア、プロセッサの進歩と普及²²⁾

(c) ニューロコンピュータ（アルゴリズム、シミュレータ、チップ）の発達²³⁾。（これらによれば認識・理解の手法の詳細を知らなくても、簡単な繰り返し手順である程度の認識機能を実現できる）

(d) 画像処理エキスパートシステムの開発

(e) AIツールの開発、普及

(f) 画像データフォーマットの標準案の提案²⁴⁾、および、画像処理文献データベースの作成（本学会コンピュータビジョン研究連絡会による。本格的な利用はむしろ今後であろう）

これらによってCVも次第に身近なものになり、また、ユーザも経験を積んでそれをどのような形で利用すればどの程度効果が上がるかを割合正確に評価できるようになりつつあると思われる。しかし、一方ではかなり複雑で、かつ、比較的汎用性の高い手法も現れ、ユーザには一見分かりにくい面も少なくない。そのような手法のいくつかが以下の各解説で詳しく述べられている。

いずれにしても個別の応用における簡単な画像処理は、その気になればいまやだれにでも実験できるように思われる。他方、画像の認識・理解は実現できたとは言いがたい。おそらく、目前の応用にもみ捕らわれている本質的進展はないし、個別応用が投げかける問題を無視しては工学の資格はないであろう。

参 考 文 献

- 1) 新村 出編：広辞苑，第2版補訂版，岩波書店（1980）。
- 2) 鳥脇純一郎：画像理解のためのデジタル画像処理〔I〕（II），昭晃堂（1988）。
- 3) Marr, D. and Hildreth, E.: Theory of Edge Detection, Proc. Roy. Soc. London B, 207, pp. 187-217 (1980)。
- 4) 筒井，長谷川，鳥脇：胃X線二重造影における放射状病変パターンの自動抽出，信学技報，PRU 86-108 (1987)。
- 5) 陳，長谷川，鳥脇：塵肺X線写真の定量診断のための粒状影の識別，信学論，J72 D II 6, pp. 944-953 (1989)。
- 6) 鳥脇純一郎：3次元画像のデジタル処理，高木，鳥脇，田村編：画像処理アルゴリズムの最新動向，別冊 OplusE, pp. 84-107, 新技術コミュニケーションズ (1986)。
- 7) 北橋，浅田：動画像処理，同上，pp. 128-144 (1986)。
- 8) 特集：画像処理エキスパートシステム，情報処理学会論文誌，Vol. 29, No. 2 (1988)。
- 9) 城和 貴：リスブによる高速画像処理環境と処理システム（II），信学技報，PRU 88-7 (1988)。
- 10) 太田 誠：関数型プログラムの画像処理への適用，情報処理，Vol. 29, No. 8, pp. 908-916 (1988)。
- 11) 黒野，永田：オブジェクト指向言語を用いた画像処理への応用，情報処理，Vol. 29, No. 4, pp. 402-410 (1988)。
- 12) 大特集：新しいプログラミング環境，情報処理，

- Vol. 30, No. 4 (1989).
- 13) Woodham, R. J.: Analyzing Images of Curved Surfaces, Artificial Intelligence, Vol. 17, pp. 117-140 (1981).
 - 14) Ikeuchi, K. and Horn, B.K. K. P.: Numerical Shape from Shading and Occluding Boundaries, Artificial Intelligence Vol. 17, pp. 141-184 (1981).
 - 15) Kapur, D. and Mundy, J. L.: Wu's Method and Its Application to Perspective Viewing, Artificial Intelligence, Vol. 37, pp. 15-36 (1988).
 - 16) Marr, D.: Vision, Freeman and Company (1982).
 - 17) Matthies, L. and Elfes, A.: Integration of Sonar and Stereo Range Data Using a Grit-Based Representation, Proc. IEEE Conf. on Robotics and Automation, pp. 727-733 (1988).
 - 18) 片山 徹: 応用カルマンフィルタ, 朝倉書店 (1983).
 - 19) Ayache, N. and Faugeras, O. D.: Building, Registrating, and Fusing Noisy Visual Maps, Proc. 1st Int. Conf. on Computer Vision, pp. 73-82 (1987).
 - 20) 白井良明: 記述と照合, 電情通誌, Vol. 71, No. 11 (1989).
 - 21) 鳥脇純一郎: 画像処理用言語とプログラムパッケージ, 電学誌, 105, 5, pp. 421-425 (1985).
 - 22) 前田 明: 画像処理マシン, 情報処理, Vol. 28, No. 1, pp. 19-26 (1987).
 - 23) 小特集: ニューロコンピュータに向けて, 情報処理, Vol. 29, No. 9 (1988).
 - 24) コンピュータビジョン研究連絡会: 拡張標準画像データフォーマット, 情報処理, Vol. 30, No. 1, pp. 50-57 (1989).
 - 25) 鳥脇純一郎: 画像処理技術の光と影, エレクトロニクス, Vol. 34, No. 4, pp. 25-32 (1989).
 - 26) 鳥生, 岩瀬, 小松, 田中: コンサルテーション型画像処理用エキスパートシステム, 電子情報通信学会研究会資料, AI87-27 (1986).
 - 27) 長谷川純一: ビジョンエキスパートシステム, エレクトロニクス, Vol. 34, No. 4, pp. 38-44 (1989).

(平成元年5月8日受付)