

(2) カラー画像のテンプレートマッチング

機械電子部 佐 藤 辰 雄 阿 南 正 明

要 旨

(画像の) テンプレートマッチングは画像処理の中でも古くから研究されており、産業用途でも自動位置合わせ等に多く実用されている。初期の頃は2値画像が使われていたが、最近では性能や精度の向上あるいは適用範囲の拡大を目指して濃淡画像を使うケースも多くなってきた。しかし性能や適用範囲の観点では限られた解像度で情報量を多くする意味からカラー画像への拡張が有効と考えられる。

本研究ではテンプレートマッチングの手法としてよく知られている正規化相関を多次元に拡張することでカラー画像への適用を試みたので実験結果とともに報告する。また本手法は数学的に構成したため、画素値が形式的にベクトル表現を取るようなデータのマップであれば特にカラー画像に限らず何にでも適用可能である。その例としてカメラ座標上にマップされた3次元データにも適用してみたので、その結果も併せて示す。

1. はじめに

画像処理やパターン認識は自動化装置や無人監視のためのセンサとして産業ニーズは非常に高くなっています。また市販の装置も様々に開発されてきています。その中でもテンプレートマッチングは古くから研究されており、いろいろな手法がある。

初期の頃は取り込んだ画像を2値化し、2値画像の上でマッチングが行われていた。しかし2値画像は実際に使ってみると対象物と背景とをうまく分離するような2値化ができなかったり、環境が少し変わっただけで照明やスレッシュホールドなどを調整し直したりといった厄介な問題を含んでおり、適用範囲も限られていた。

最近では半導体やLSIの技術とマイクロコンピュータの進歩に伴いハードウェアもソフトウェアもローコスト化してきたことや、マッチング精度や適用範囲の改善のニーズからモノクロの濃淡画像を使うことも多くなってきた。

またその応用分野としては位置決めや探索の用途がもっとも一般的なようである。

実現手法はいろいろなものが提案^{[1][2]}されているが、そのなかでも相互相間に基づく正規化相関（相互相関係数）はよく知られている。

入力に用いられるCCDの画素数などによって制約された解像度の範囲でマッチング精度や対象物の適用範囲を改善するには、入力の情報量は明らかの方法で増やす必要がある。

その方法の一つにカラー画像が考えられるが、正規化

相関はそのままではカラー画像には適用できない。

カラー画像とモノクロ画像との本質的な違いを考えると、モノクロ画像はスカラー量の2次元マップであるが、カラー画像は(r, g, b) 3次元のベクトルの2次元空間マップであることがあげられる。そこで本研究では正規化相関の手法を多次元に拡張しカラー画像への適用をはかった。

これによりモノクロ濃淡画像では照明や光学フィルターなどを工夫しなければならなかったり、それでもコントラスト比が低くてうまくマッチングがとりづらい様な場面で、もし色が違ってさえいれば適用可能となる。その意味で適用範囲が広がると考えられ、またカラー画像を使うことで情報量が増えることからマッチングの精度の改善も期待できる。

2. 正規化相関

2. 1 モノクロ画像の場合

画面の座標を(u, v)で表し、画像をf(u, v)、テンプレート画像をg(u, v)とするとマッチング精度（マッチングの良さの度合い）としての正規化相関は

$$\gamma = \frac{\iint f(u, v)g(u, v)}{\sqrt{\iint f(u, v)^2} \sqrt{\iint g(u, v)^2}} \quad \cdots (1)$$

と表せる。^[2]

このときCauchy-Schwarzの不等式から $-1 \leq \gamma \leq 1$ (*)の範囲の値を取る。

またRosenfeld^[1]は

$$\gamma' = \frac{\iint f(u,v)g(u,v)}{\sqrt{\iint f(u,v)^2}} \quad \dots (1)$$

という式を使っているが、これは(1)式のうち分母にある $g(u,v)$ に関する項はテンプレート画像が決まった時点で定数と考えられるので(1)' の様にしても同様の結果が得られる。ただしこのときの値の範囲は

$$\sqrt{\iint g(u,v)^2}$$

倍だけ異なっている。

ところで画像 $f(u,v)$ やテンプレート $g(u,v)$ はその明るさによって全画面が一様な変換を受けている場合があるので、それらが補正できればより良いマッチング測度となる。そこでこの $f(u,v)$ や $g(u,v)$ のかわりに $\bar{f}(u,v) - \overline{f(u,v)}$ や $\bar{g}(u,v) - \overline{g(u,v)}$ を(1)式に代入すると下式が得られる。

$$\begin{aligned} \bar{\gamma} &= \frac{\iint ((f(u,v) - \bar{f}(u,v)))(g(u,v) - \bar{g}(u,v))}{\sqrt{\iint (f(u,v) - \bar{f}(u,v))^2} \sqrt{\iint (g(u,v) - \bar{g}(u,v))^2}} \\ &= \frac{N \iint f(u,v)g(u,v) - (\iint f(u,v))(\iint g(u,v))}{\sqrt{N \iint f(u,v)^2 - (\iint f(u,v))^2} \sqrt{N \iint g(u,v)^2 - (\iint g(u,v))^2}} \end{aligned} \quad \dots (2)$$

ここで $\bar{f}(u,v)$, $\bar{g}(u,v)$ はそれぞれ $f(u,v)$, $g(u,v)$ の平均値で

$$\begin{aligned} \bar{f}(u,v) &= \frac{1}{N} \iint f(u,v) \\ \bar{g}(u,v) &= \frac{1}{N} \iint g(u,v) \\ N &= uv \end{aligned}$$

この(2)式は明るさの変動を補正できるという特徴をもつ。^(**)

2.2 多次元への拡張

2.2.1 拡張の方針

前節で画像やテンプレートを $f(u,v)$, $g(u,v)$ と表したが、これをベクトルと考えると

$$\begin{cases} f(u,v) = (x_0(u,v), x_1(u,v), \dots, x_{n-1}(u,v)) \\ g(u,v) = (y_0(u,v), y_1(u,v), \dots, y_{n-1}(u,v)) \end{cases} \quad \dots (3)$$

などと表せる。これはカラー画像などを表現するには都合がよい。

次にこれらを(1)式や(2)式に適用することを考える。これらの式で $f(u,v)$ や $g(u,v)$ を $f(u,v)$ や $g(u,v)$ に置き換えるようになるとベクトルの積が出てくる。ベクトルの積の取り方は内積と外積の二通りがあるがマッチングの尺度（類似度）として考えればスカラーにする必要があり、ここでは内積を考える。

2.2.2 式展開

実際に(1)式を内積を使って(3)式のベクトルで置き換えると、次のようになる。

$$\begin{aligned} \hat{\gamma} &= \frac{\iint f(u,v) \cdot g(u,v)}{\sqrt{\iint f(u,v) \cdot f(u,v) \sqrt{\iint g(u,v) \cdot g(u,v)}}} \\ &= \frac{\iint x_0(u,v)y_0(u,v) + \iint x_1(u,v)y_1(u,v) + \dots + \iint x_{n-1}(u,v)y_{n-1}(u,v)}{\sqrt{\iint x_0(u,v)^2 + \iint x_1(u,v)^2 + \dots + \iint x_{n-1}(u,v)^2}} \\ &\quad \sqrt{\iint y_0(u,v)^2 + \iint y_1(u,v)^2 + \dots + \iint y_{n-1}(u,v)^2} \end{aligned} \quad \dots (4)$$

また(2)式からも同様にして下式が得られる。

$$\begin{aligned} \bar{\gamma} &= \frac{\iint ((f(u,v) - \bar{f}(u,v)) \cdot (g(u,v) - \bar{g}(u,v)))}{\sqrt{\iint (f(u,v) - \bar{f}(u,v)) \cdot (f(u,v) - \bar{f}(u,v))} \sqrt{\iint (g(u,v) - \bar{g}(u,v)) \cdot (g(u,v) - \bar{g}(u,v))}} \\ &= \frac{N \iint x_0(u,v)y_0(u,v) + \iint x_1(u,v)y_1(u,v) + \dots + \iint x_{n-1}(u,v)y_{n-1}(u,v) - }{N \iint x_0(u,v)^2 + \iint x_1(u,v)^2 + \dots + \iint x_{n-1}(u,v)^2} \\ &\quad \frac{(\iint x_0(u,v)y_0(u,v) + \iint x_1(u,v)y_1(u,v) + \dots + \iint x_{n-1}(u,v)y_{n-1}(u,v)) - }{N \iint y_0(u,v)^2 + \iint y_1(u,v)^2 + \dots + \iint y_{n-1}(u,v)^2} \\ &\quad \sqrt{N \iint x_0(u,v)^2 + \iint x_1(u,v)^2 + \dots + \iint x_{n-1}(u,v)^2} \\ &\quad \sqrt{N \iint y_0(u,v)^2 + \iint y_1(u,v)^2 + \dots + \iint y_{n-1}(u,v)^2} \end{aligned} \quad \dots (5)$$

これら(4)式や(5)式は、カラー画像に適用するならば $n = 3$ とすればよいし、もっと多次元のデータなどにもそのまま適用可能な式となっている。

3. 実験と結果

3.1 カラー画像のマッチング

実験は画像取り込みボードを付加した汎用ワークステーションに CCD カメラを接続したものを使い、カメラを屋外の景色を撮影するように固定して 640×480 画素の画像を午前中 1 枚午後 1 枚の計 2 枚取り込み、最初の一枚からその一部 (30×30 画素) を切り出してテンプレートとし、もう一枚の画像の中で一致する場所を探して、切り出したテンプレートの座標と一致するかどうか調べた。

午前中はよく晴れており、午後は薄曇りとなったので、見かけ上ほぼ同じ写真のように見えるが、明るさやコントラストが異なる。

トラストなどの面で少し異なっている。

また(5)式では結果が負の値を取ることがあるが、これはちょうどネガ画像とのマッチングに相当し、負の値はこの実験では必要なとので負にならすべて0にした。その方がマッチング結果を画像表示するときに見易い写真が得られたためである。

探索手法については今回は特に考えず、単純に一番大きなスコアが得られた点の座標を直線的に調べる方法を探った。

探索される方の画像の例を図1に、式(4)によるマッチング結果を図2に、式(5)によるマッチング結果を図3に示す。

またこれらについての探索結果はすべて切り出した点の座標と同じになっており、マッチングはうまく行ったと考えられる。

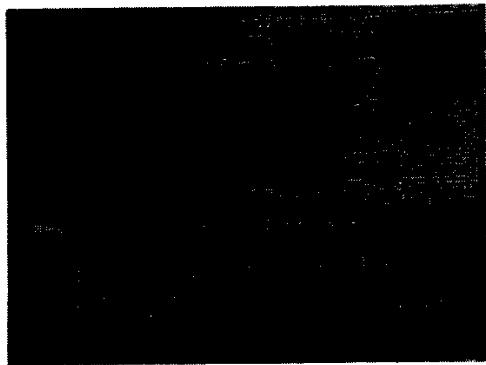


図1 実験に使ったカラー画像位置

解像度は 640×480

テンプレートは建物と後ろの山と空その境界線が交わるあたりを中心に 30×30 画素の大きさで切り出した



図2 (4)式によるマッチング結果位置

ピークは中央やや上にあってその座標はテンプレートを切り出した座標と完全に一致していた。
周囲とピークの差は少ない。



図3 (5)式によるマッチング結果

ピークがはっきりしている。

3. 2 3次元データ（距離画像）のマッチング

空間符号化法に基づく3次元計測装置はワークステーションと符号化照明を投影できるマスクを備えた照明装置と観測系としての画像処理装置及びCCDカメラからなり、その計測結果（距離画像）は、カメラの座標(u, v)上にマップされた3次元寸法のベクトルの集合 $p(u, v) = (X(u, v), Y(u, v), Z(u, v))$ となっている。

これはちょうど(3)式と同じ形式をしているからそのままで本手法が適用できる。

実験としては、カラー画像の場合と同様に人形の顔を連続して2回観測し、片方のデータの一部分を切り出してテンプレートとし、もう一枚のデータの中で一致する場所を探索した。この計測装置は対象物体の表面の色や状態などによっては3軸の座標値が決定できないことがあり、1組の計測データの中には欠落点が数カ所含まれていて、その分布は常に同じとは限らない。このことから2枚の計測データは互いにわずかに異なっていると考えられる。

探索手法についてもカラー画像での実験の場合と同様に直線によるピーク点の探索とした。

3次元データの例を図4に、式(4)によるマッチング結果を図5に、式(5)によるマッチング結果を図6に示す。



図4 3次元データによる
人形の顔

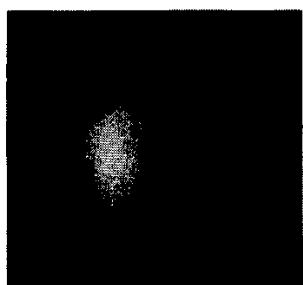


図5 (4)式によるマッチング結果

顔のあたりで全体に値が大きくてピークは画像からはよくわからないが、テンプレートを切り出した座標とは完全に一致していた。



図6 (5)式によるマッチング結果

顔のあたりで改善がみられるものの依然全体に値が大きくてピークは画像からはよくわからないが、テンプレートを切り出した座標とは完全に一致していた。

4.まとめと考察

テンプレートマッチングの方法として正規化相関に着目し、カラー画像などに適用するため多次元に拡張することを検討した。

具体的にはカラー画像をベクトル集合ととらえ、ベクトルの内積を使うことでマッチング制度として使うためにベクトルの相関のスカラー化を行った。

さらにこれをカラー画像及びレンジ画像に適用する実験を行い、妥当な結果を得ることができた。

この研究によりカラー画像を使ってパターンのマッチングができるようになったので、たとえば自動化装置でよく行われているようなプリント基板上の部品の位置決め、カラーカメラを使ったステレオ視、マルチスペクトルスキャナ画像のマッチングなどに応用することが可能と思われる。

しかし本発表では、ベクトルの相関をとるときに外積を使ってマッチング測度を構成する場合の実験や、内積によった場合との比較、モノクロ画像との比較、探索法、

計算時間の問題等々積み残した問題も多い。今後はこれらについて研究していく所存である。

参考文献

- [1] A.Rosenfeld and A.C.Kak、長尾 真 監訳：“ディジタル画像処理”近代科学社、1978
- [2] 安居院猛、長尾智晴：“画像の処理と認識”昭晃堂、1992
- [3] S.Wolfram：“Mathematica,A System for Doing Mathematics by computer”2nd Edition (日本語版) アジソン・ウェスレイ、星雲社、1992

(注)

(*)Cauahy-Schwarzの不等式から

$$(\int fg)^2 \leq (\int f^2)(\int g^2) \quad \dots (6)$$

左辺を右辺で割れば

$$\frac{(\int fg)^2}{(\int f^2)(\int g^2)} \leq 1$$

分子の()内の符号に注意すれば

$$-1 \leq \frac{\int fg}{\sqrt{\int f^2} \sqrt{\int g^2}} \leq 1$$

が得られる。

(**) <照明の概略>

$$\bar{\gamma} = \frac{N \int f(u,v)g(u,v) - (\int f(u,v))(\int g(u,v))}{\sqrt{N \int f(u,v)^2 - (\int f(u,v))^2} \sqrt{N \int g(u,v)^2 - (\int g(u,v))^2}} \quad \dots (7)$$

いま(7)式が0でない実数値の $(\alpha_0, \beta_0), (\alpha_1, \beta_1)$ によって $f(u,v) \rightarrow \alpha_0 f(u,v) + \beta_0, g(u,v) \rightarrow \alpha_1 g(u,v) + \beta_1$ の様な変換を受けたとして、それを(7)式に代入して展開し整理すると $\alpha_0, \beta_0, \alpha_1, \beta_1$ はすべて消去され元の(7)式を展開し整理した式と同じになる。