

1. はじめに

特徴点ベースの物体認識手法は、テクスチャが少ない物体（テクスチャレス）を対象とした場合、特徴点が検出できないため認識精度が低下するという問題がある。この問題に対して、Dominant Orientation Templates (DOT) [1] は、大量のテンプレートの勾配情報をマッチングに利用することで、テクスチャレスの物体認識を実現した。しかし、勾配計算時にノイズの影響を受けやすいという問題がある。そこで本研究では、距離画像を対象とし、ノイズに頑健な勾配計算法を導入した DOT によるテンプレートマッチングによる物体検出を実現する。

2. 提案手法

DOT は大量の参照画像から有効な勾配情報を取得し、入力画像とテンプレートマッチングを行う。本研究では、距離画像を用いるため、テクスチャレス物体を対象とする。

2.1. 距離情報からの勾配算出法

DOT では局所領域内の勾配方向ヒストグラムを作成し、しきい値以上となる勾配方向をバイナリにコード化したものをテンプレートとしてマッチングに利用する。
従来法：ピクセル間の勾配算出 従来法の勾配算出では、図 1(a) に示すように注目ピクセル (u, v) の 4 近傍から x 方向の差分 Δx と、 y 方向の差分 Δy を算出する。

$$\begin{cases} \Delta x(u, v) = d_I(u-1, v) - d_I(u+1, v) \\ \Delta y(u, v) = d_I(u, v-1) - d_I(u, v+1) \end{cases} \quad (1)$$

$d_I(u, v)$ は距離画像 I の座標 (u, v) における世界座標 (x, y, z) から算出した距離値である。本研究で用いる TOF カメラで取得した距離画像には、スパイクノイズが多く発生しており、式 (1) のピクセル間の差分を用いると正確な勾配を算出できない場合がある。

提案手法：領域間の勾配算出 提案手法では、ノイズの影響を緩和するために、2 つの領域内でそれぞれ算出した輝度和からの差分値を勾配算出に用いる。距離画像は低解像度であるため、注目ピクセルに隣接するピクセル間では有効な勾配を算出できない場合がある。そこで、提案手法では図 1(b) のように、注目ピクセルの距離値により参照する領域を変化させることで有効な勾配を算出する。注目ピクセルからのオフセット量を p 、座標 (u, v) からの領域のスケールを w とし、 $S(u, v, w)$ は領域内の輝度和を算出する関数とする。そのため、 $\Delta x, \Delta y$ は以下の式で算出する。

$$\begin{cases} \Delta x(u, v) = S(u - \frac{p}{d_I(u, v)}, v, w) - S(u + \frac{p}{d_I(u, v)}, v, w) \\ \Delta y(u, v) = S(u, v - \frac{p}{d_I(u, v)}, w) - S(u, v + \frac{p}{d_I(u, v)}, w) \end{cases} \quad (2)$$

以上のように、領域内の輝度和を算出し平滑化してから差分を取ることで有効な勾配を得ることができる。また、局所領域の輝度和を算出する際にはインテグラルイメージを用いることで高速化を行う。

□：注目ピクセル □：参照領域

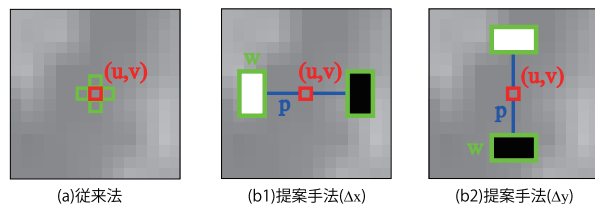
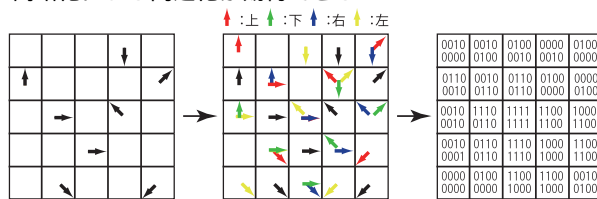


図 1：距離情報を利用した勾配算出

2.2. DOT のテンプレート作成

提案手法により有効な勾配を算出した DOT を作成する。まずターンテーブルを用いて様々な角度から対象物体を撮影する。次に、撮影した大量の画像から上記で述べた勾配計算により、セル毎に勾配方向ヒストグラムを算出する。そして、算出した勾配パターンを、図 2 のように上下左右に平行移動して複製する。次に、勾配が存在する方向を 1,

そうでない場合は 0 として、バイナリ化する。これにより、対象物体の平行移動などの微小なぶれへの対応と、計算の簡略化による高速化が期待できる。



1. 勾配方向の抽出 2. 勾配パターンの複製 3. バイナリ化

図 2：DOT の作成方法

2.3. DOT によるテンプレートマッチング

入力画像から得られる勾配パターンと DOT のバイナリをマッチングする。作成した DOT 画像 O と入力画像 I から尤度 $\mathcal{E}(I, O, c)$ を算出する。

$$\mathcal{E}(I, O, c) = \sum_{R \in \mathcal{O}} \delta(\text{do}(I, c+R) \in \text{DO}(O, R)) / S_g(I, c) \quad (3)$$

$\text{do}(I, c+R)$ は入力画像 I の走査ウィンド c の座標 R から算出された勾配、 $\text{DO}(O, R)$ は DOT 画像 O の座標 R から算出された勾配、 $S_g(I, c)$ はウィンド c 内の勾配のあるセル総数を算出する関数、 $\delta(x)$ は x が真ならば 1 を返す関数である。尤度 $\mathcal{E}(I, O, c)$ がしきい値以上となる座標 c が対象物体の位置として検出される。

3. 評価実験

評価実験により提案手法の有効性を示す。使用するテンプレート画像は、携帯電話をターンテーブルで 4 度間隔で回転させ、カメラアームを 10 度間隔で 0 度から 20 度まで動かして撮影した計 270 枚を使用する。評価用画像は、複数の対象物体を 360 度回転させ、水平角 0 度 ~ 20 度で撮影した計 100 枚を使用する。図 3 に示すように、ノイズを付加しない場合、提案手法では従来法に比べ 13%、ノイズを付加した場合、平均 35.4% の精度向上を実現した。

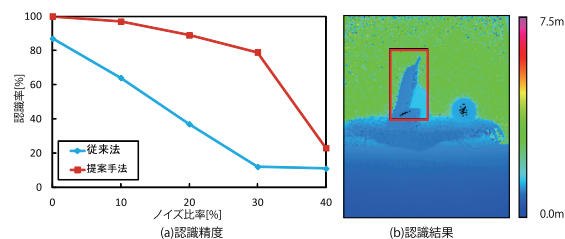


図 3：認識精度

図 4 にノイズ付加画像から従来法、提案手法において抽出された勾配強度画像を示す。従来法ではノイズにより埋もれた対象物体の勾配を提案手法では有効に捉えていることがわかる。

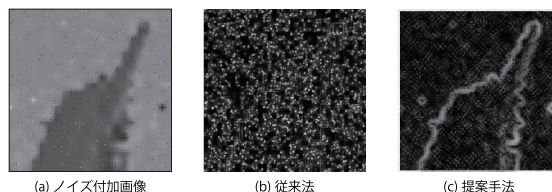


図 4：勾配強度画像

4. おわりに

本研究では、距離画像により有効な勾配情報を算出することでノイズに頑健なテクスチャレス物体の認識を実現した。今後は、物体の鏡面反射により距離情報が取得できないガラスや金属への対応と遮蔽に対する問題について検討する。

参考文献

[1] S.Hinterstoisser, V.Lepetit, S.Ilic, P.Fua, and N.Navab, "Dominant Orientation Templates for Real-Time Detection of Texture-Less Objects", CVPR, 2010.