

1. はじめに

距離画像におけるエッジには、ジャンプエッジ、凸ルーフエッジ、凹ルーフエッジが存在し、これらを検出する手法としてリングオペレータが提案されている [1]。しかし、リングオペレータは注目画素周辺の画素値に対してフーリエ変換を施しエッジ検出するため、処理速度が遅いという問題がある。そこで、本研究では決定木を導入した距離画像の高速なエッジ検出法を提案する。

2. 距離画像におけるエッジとリングオペレータ

距離画像におけるエッジは、物体と背景の境界であるジャンプエッジ、物体の面と面の境界である凹ルーフエッジ、凸ルーフエッジの3種類である。この、3種類のエッジと平面を分類する手法としてリングオペレータが提案されている (図 1)。リングオペレータは、距離画像からリング状に抽出した画素値を、周期 2π の周期関数としてフーリエ変換する。フーリエ変換により得られた振幅スペクトルをしきい値処理することにより、ジャンプエッジ、凸ルーフエッジ、凹ルーフエッジと平面に分類する。

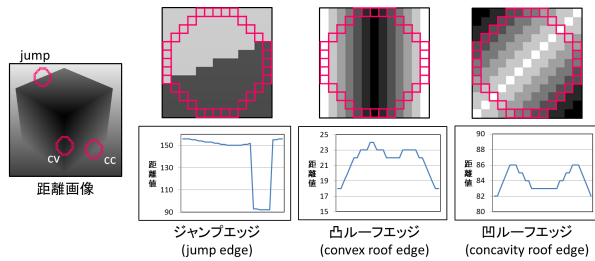


図 1：リングオペレータ

リングオペレータは、距離画像の各画素に対してフーリエ変換を施すため、処理時間を要するという問題がある。

3. 提案手法

本研究では、リングオペレータによるエッジ検出問題に、FAST と同様に決定木を導入し、分類問題として高速化する。注目画素の距離値 D_p とその周囲 32 画素の距離値 $D_{p \rightarrow x}$ を、式 (1) により Far, Similar, Near の 3 値にした特徴ベクトルを抽出する。

$$S_{p \rightarrow x} = \begin{cases} Far & D_p + t \leq D_{p \rightarrow x} \\ Similar & D_p - t < D_{p \rightarrow x} < D_p + t \\ Near & D_{p \rightarrow x} \leq D_p - t \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 $S_{p \rightarrow x}$ は三値化した円上の画素を、 t はしきい値を表す。この三値化した 32 次元の特徴ベクトルを入力として機械学習により決定木を構築する。学習に用いるサンプルは、OpenGL で生成した距離画像に、リングオペレータを適用し、面、ジャンプ、凸、凹のエッジに分類した結果を正解ラベルとして用いる。各ノードの分岐関数では、式 (2) から求められる情報利得が最大となる周囲の画素を選択する。

$$\text{情報利得} = H(P) - H(P_f) - H(P_s) - H(P_n) \quad (2)$$

ここで、 P は親ノードにあるサンプル集合を表し、 P_f, P_s, P_n はそれぞれ、子ノードにおいて Far, Similar, Near と分類された各集合である。 H は情報エントロピーであり式 (3) より求められる。

$$H(P) = (f + j + cv + cc) \log_2(f + j + cv + cc) - f \log_2 f - j \log_2 j - cv \log_2 cv - cc \log_2 cc \quad (3)$$

ここで、 f, j, cv, cc はそれぞれ、面 (f), ジャンプエッジ (j), 凸ルーフエッジ (cv), 凹ルーフエッジ (cc) の各ラベルに属するサンプル数を表している。対象のノードの情報利得が 0 になるまで、子ノードを生成する。リーフノードには、4 つのラベルのうち最も多く辿り着いたクラスを記録しておく (図 2)。エッジ検出時は、距離画像をラスタスキャンして、注目画素を決定木に入力する。決定木をトラバースして辿り着いたリーフノードにより、面、ジャンプエッジ、凸ルーフエッジ、凹ルーフエッジを判定する。

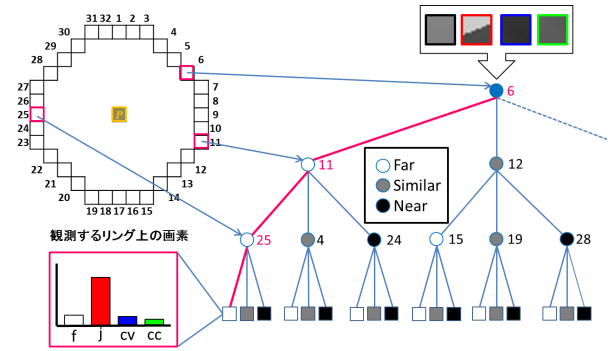


図 2：リングオペレータの決定木の識別

4. 評価実験

OpenGL で生成した距離画像に正しいラベル付けを行った結果を真値とし、作成した識別器のエッジ検出結果が何画素一致しているかを評価する。図 3 は各手法におけるエッジ検出結果を示す。各ラベルの色は、平面が白、ジャンプエッジが赤、凸ルーフエッジが青、凹ルーフエッジが緑である。

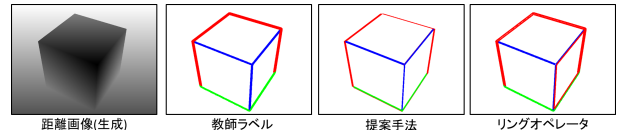


図 3：生成した距離画像とエッジ検出結果

提案手法と従来法 (リングオペレータ) の各ラベルにおける精度と VGA サイズの距離画像における処理時間を表 1 に示す。表 1 より、提案手法は従来法と同等以上の精度で計算コストを約 1/10 に抑えることができた。

表 1：エッジ検出精度と速度の比較

	エッジ検出精度 [%]				処理時間 [sec]
	flat	jump	cv	cc	
従来法	99.9	98.3	68.5	61.9	0.98
提案手法	98.7	94.3	97.3	94.1	0.11

また図 4 に、TOF カメラにより取得した距離画像に対するエッジ検出結果を示す。TOF カメラの距離画像にはノイズを含むため、平面の領域に誤検出が発生しているが、ジャンプエッジ、凸ルーフエッジ、凹ルーフエッジを検出できている。

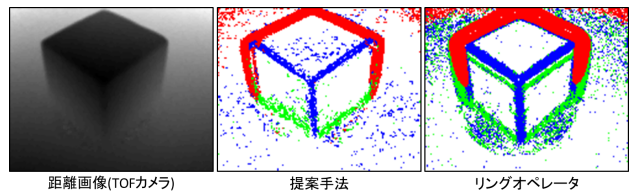


図 4：TOF カメラによる距離画像のエッジ検出結果

5. おわりに

提案手法では、リングオペレータに決定木を導入して高速なエッジ検出法を示した。従来法と比較して精度と処理時間を向上させることができた。今後は、距離画像におけるノイズへの対処法と物体の構造理解への応用について検討する。

参考文献

[1] 松田文男, 仁田武志, 井口征士, “リングオペレータによる距離画像のラベリング”, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J66-D, No. 10, pp. 1161-1168, 1983.

[2] E. Rosten, R. Porter, T. Drummond, “Faster and better: a machine learning approach to corner detection”, IEEE Transactions on PAMI, Vol. 32, No. 1, pp. 105 - 119, 2010.