

1. はじめに

単眼カメラによるモーションステレオは、推定した運動パラメータに基づいて時刻の異なる画像間でステレオマッチングすることにより求められる。ヨー角の推定に利用する領域にカメラ運動とは異なるオプティカルフローが観測されると、回帰により求めたヨー角に大きな誤差が発生するという問題がある。そこで、本研究では Regression Forests のトラバース時に、ノイズ領域に対応する分岐ノードでは複数のパスを用いて回帰する手法を提案し、高精度なカメラのヨー角の推定を実現する。

2. 提案手法

本章では、複数パスを考慮した Regression Forests について述べ、その後、モーションステレオに必要なヨー角の回帰推定について述べる。

2.1. Regression Forests

Regression Forests は、Random Forests[1] の各木の末端ノードの出力を連続変数とすることで、回帰分析の問題を解くアプローチである。複数の回帰木を用いることで、非線形な複雑な回帰を表現することができる。しかし、各回帰木において、トラバースの際に分岐ノードにおいてノイズを持つ特徴次元を参照した場合、推定精度が低下するという問題がある。

2.2. 複数パスを考慮した Regression Forests

本研究では、トラバースする時に複数パスを考慮することで、分岐の反転による影響を低減する手法を提案する。提案手法は、末端ノードまでにノイズの特徴次元を参照した回数により出力される値に重み付けを行い、出力された全ての末端ノードの値を加算したものを各回帰木の出力とする。各回帰木の出力を  $\hat{Y}_t$  とすると式 (1) のように表される。

$$\hat{Y}_t = \sum_{k=1}^K \frac{1}{2^{n_k}} \cdot \hat{y}_k \cdot \delta[f_k, 1] \quad (1)$$

ここで  $\hat{y}_k$  は末端ノードの出力を示し  $f_k$  は末端ノードにたどり着いた場合に 1 を持つ。  $n_k$  は末端ノードにたどり着くまでにノイズの特徴次元を参照した回数である。  $K$  は末端ノードの数を表す。  $\delta$  はクロネッカーのデルタ関数を表し、2 つの引数が一致する場合に 1 を返す関数である。 Regression Forests の最終的な出力  $\hat{Y}$  は各回帰木の出力  $\hat{Y}_t$  の平均とする。

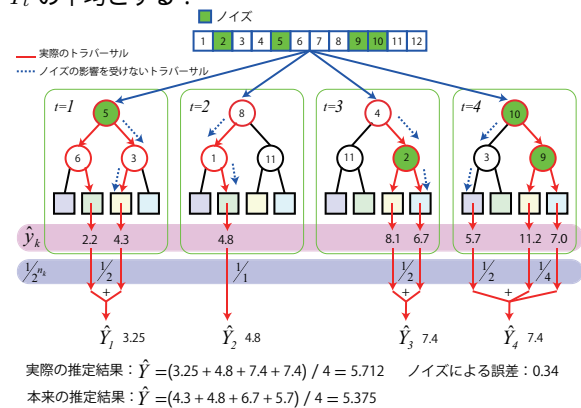


図 1: 複数パスを考慮した Regression Forests

提案手法は、図 1 に示すように、構築した回帰木にノイズを含むサンプルを入力とした際、ノイズの特徴次元を参照した分岐ノードは左右両方の子ノードへ分岐する。ノイズの特徴次元を  $n$  回参照した場合は、出力の信頼性が低くなるため、 $\hat{y}_k$  の出力に  $1/2^n$  の重み付けを行う。これにより、ノイズにより間違った末端ノードへ辿りついた場合、その影響を低減させることができる。

2.3. 提案手法を用いたカメラのヨー角の推定

提案手法を用いてカメラのヨー角の推定を行う。図 2 に提案手法によるカメラのヨー角の推定の流れを示す。まず、2 枚の異なるフレームの画像を入力する。入力した画像間

で SIFT Flow を用いてオプティカルフローを求める。得られたオプティカルフローを用いて Regression Forests(RegF) で学習する。推定シーン画像からノイズを判定し回帰木へ入力することで、カメラのヨー角を推定する。

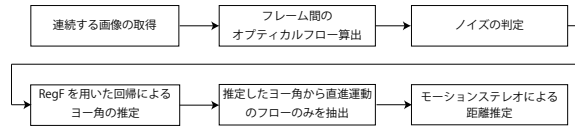


図 2: Regression Forests によるカメラのヨー角の推定

3. 評価実験

提案手法の有効性を確認するため評価実験を行う。

3.1. 実験概要

今回の評価実験では、カメラの  $y$  軸回りのヨー角の推定精度の比較を行う。実験に使用した画像は、定量的に評価するため、OpenGL を用いて作成した移動物体を含む 250 フレームの画像を用いる。回帰木は木の本数 20 本、木の深さ 8 とした。学習には移動物体を含まない 125 フレームの画像を用いる。実験ではあらかじめ地面までの距離を計測しておき、地面までの距離と異なる領域をノイズとする。

3.2. 実験結果

図 3, 表 1 に評価実験の結果を示す。図 3 からノイズの割合が増加した場合において、提案手法は従来法よりも回帰精度を保っている。表 1 から、移動物体の含まれるシーケンスにおいても相対誤差が 10% 未満となり、高精度な回帰を実現した。また提案手法は誤差の分散が従来法より小さく、複数パスを考慮することで、移動物体の影響を抑制し回帰推定を実現した。

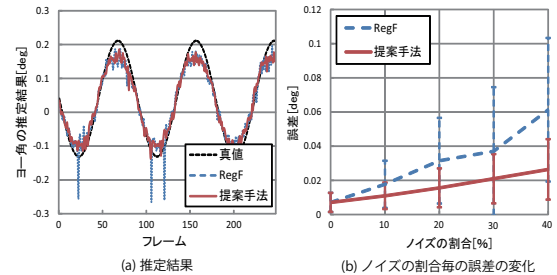


図 3: 実験結果

表 1: ヨー角の推定精度 [deg]

	平均誤差	誤差の分散	相対誤差
RegF	0.031	0.0007	0.078
提案手法	0.027	0.0004	0.068

推定したヨー角から算出した距離画像を図 4 に示す。図 4 から、推定領域に移動物体が含まれる場合、従来法では木や壁の領域の距離推定ができていないが、提案手法ではより正確な距離画像を得ることができた。

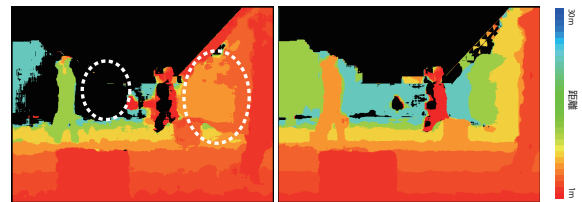


図 4: 算出パラメータからの距離推定

4. おわりに

本研究では、複数パスを考慮した Regression Forests によるカメラのヨー角の推定法を提案した。提案手法は画像中の移動物体による精度の低下を抑制し、高精度なカメラのヨー角の推定を実現した。今後は、実環境のデータセットで実験を行い、汎用性を確かめる予定である。

参考文献

[1] L. Breiman, " Random Forests ", Machine Learning , vol.45, pp.5-32, 2001.