

複数パスを考慮した Regression Forests によるカメラのヨー角の推定

若山 涼至[†] 藤吉 弘亘^{††}

[†] 中部大学 〒487-8501 愛知県春日井市松本町 1200
E-mail: [†]rw@vision.cs.chubu.ac.jp, ^{††}hf@cs.chubu.ac.jp

あらまし 本研究では、シーン画像のオプティカルフローから、Regression Forests により、モーションステレオのために必要となるカメラのヨー角を推定する手法を提案する。ヨー角の推定に利用するシーンに歩行者などの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 をトラバースル時に、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ことで、高精度なカメラのヨー角の推定を実現する。

キーワード 回帰分析, Random Forests, Regression Forests

1. はじめに

単眼カメラによるモーションステレオは、カメラの運動パラメータの推定を行い、算出された運動パラメータに基づいて時刻の異なる画像間のステレオマッチングすることにより求められる。本研究では、カメラの運動パラメータの1つであるヨー角を、シーン画像のオプティカルフローから Regression Forests [2] により推定することを目的とする。ヨー角の推定に利用するシーンに歩行者などの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、我々は Regression Forests のトラバースル時に、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

本研究では、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、分類などに用いられる Random Forests [1] の決定木における末端ノードの出力を連続変数で求め、回帰分析の問題を解くアプローチである。Regression Forests は Random Forests と同様に学習により回帰木を T 本構築し、テストサンプルを複数の回帰木に入力し平均を取ること回帰分析を行う手法である。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、図 1(a) に示すようにトラバースル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、トラバースル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

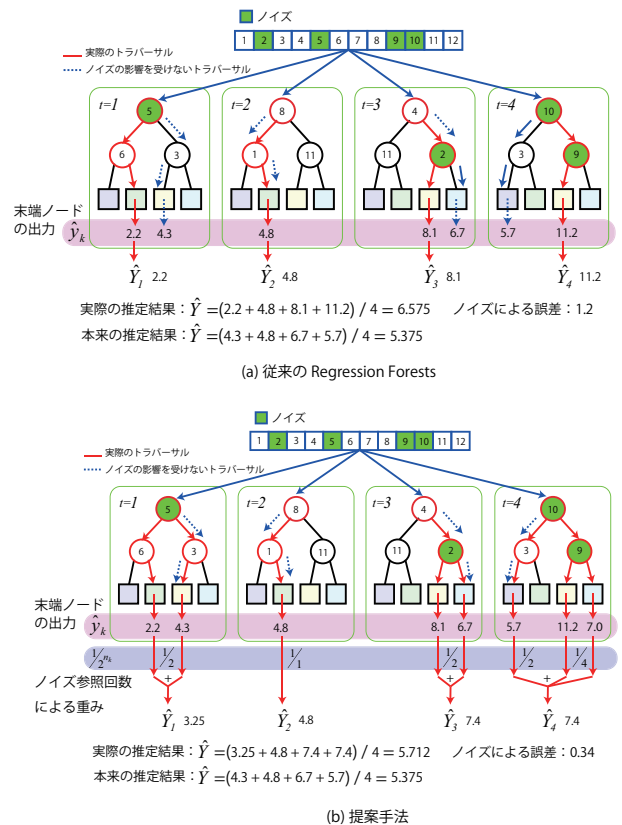


図 1 複数パスを考慮した Regression Forests

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。 δ 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，それ以外は 0 を返す関数である．Regression Forests の最終的な出力 \hat{Y} は式 (2) に示すように各回帰木の出力 \hat{Y}_t の平均を出力とする．

$$\hat{Y} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{Y}_t \quad (2)$$

提案手法は，図 1(b) 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 [3] 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の内，地面から求められるオプティカルフローを用いて Regression Forests(RegF) で学習し回帰木を構築する．あらかじめ測定された地面までの距離と異なる距離を持つ画素をノイズと判定する．推定シーン画像を回帰木へ入力することで，カメラのヨー角を推定する．推定したヨー角から，オプティカルフローの移動量を用いてシーン画像の距離を算出する．

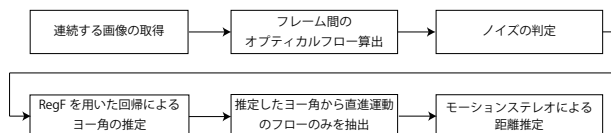


図 2 Regression Forests によるカメラのヨー角の推定

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．

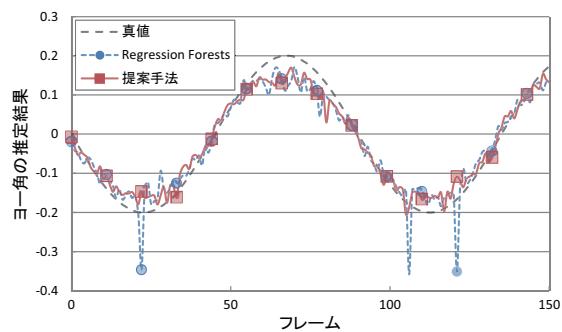
3.1 実験概要

提案手法と従来法のヨー角の推定精度を定量的に比較する．実験には，OpenGL を用いて作成したシミュレーション環境を利用し，ノイズの混入量を定量的に得られる環境とした．学習にはノイズの無い 125 フレーム，評価にはノイズを混入した 250 フレームを用いる．RegF の学習パラメータは，木の数 20 本，深さ 8 とする．以上により，提案手法の有効性を確認する．

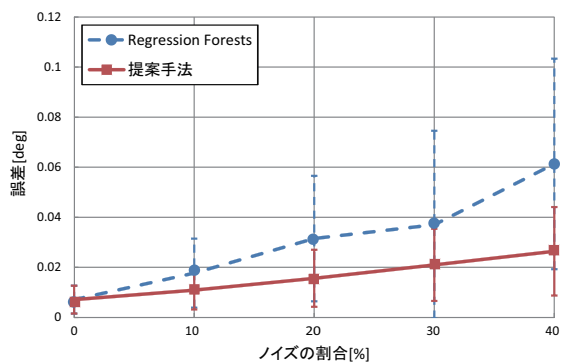
3.2 実験結果

図 3，表 1 に評価実験の結果を示す．図 3(a) から従来法では誤差が大きくなっているフレームにおいて，提案手法は誤差を小さくできていることがわかる．また，図 3(b) から，提案手法は，従来法と比較してノイズに対して頑健であることが分かる．表 1 から，提案手法は従来法に対し，平均誤差だけでなく，分散の評価値において優れていることがわかり，高精度な回帰を実現できたといえる．図 4 に従来法と提案手法により推定したヨー角から，モーションステレオにより算出した距離画像を示す．図 4(a) の従来法の結果においては，距離推定が破綻している箇所が見られるが，図 4(b) の提案手法では，比較的安定

した距離画像が得られていることが分かる．以上により，提案手法の有効性を確認することができた．



(a) 推定結果

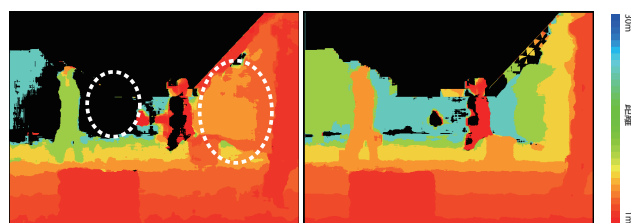


(b) ノイズの割合毎の誤差の変化

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
Regression Forests	0.031	0.0007	0.078
提案手法	0.027	0.0004	0.068



(a) 従来法の Regression Forests

(b) 提案手法

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ノイズ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．

文献

- [1] L. Breiman, Random Forests, Machine Learning, vol.45, pp.5-32, 2001.
- [2] A. Criminisi, et al, Decision Forests: A Unified Framework for Classification, Regression, Density Estimation, Manifold Learning and Semi-Supervised Learning, Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision. Vol.7: No 2-3, pp.81-227, 2012.
- [3] C. Liu, et al., SIFT Flow: Dense correspondence across scenes and its applications. Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.33: No 5, pp.978-994, 2011.