

複数の決定木を利用したFAST特徴点検出

竹田 遼[†] 内田 祐介[‡] 酒澤 茂之[‡] 半谷 精一郎[†]

東京理科大学 電気工学科[†] 株式会社 KDDI 研究所[‡]

1 はじめに

カメラ画像を用いた SLAM やマーカレス AR 等においては、カメラ画像から特徴点を検出し、検出された特徴点のマッチングを行うことで周囲の環境を把握する。これらには、リアルタイム性から高速な特徴点検出器が用いられる。本稿では、広く利用されている FAST 特徴点検出に注目し、特にその中でも決定木を用いて検出を行う手法について、過去に判定を行った画素の情報を再利用することで高速化を実現する手法を提案する。

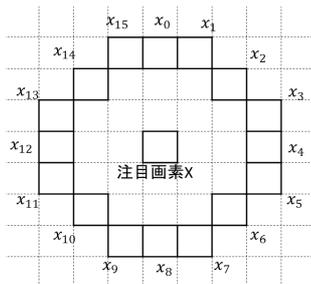


図 1: 画素群 (パッチ)

2 既存手法とその課題

2.1 FAST

FAST[1] では、図 1 に示す通り、注目画素に対して周囲画素を定義し、それらの輝度の比較によって特徴点を検出する。すなわち、注目画素 X の輝度値を L 、周囲画素一点 $x_i (i = 0, \dots, 15)$ の輝度値を l_i とした場合、周囲画素を閾値 th を用いて下記の 3 種類に分類する。

$$\begin{cases} \text{Brighter} \dots L + th < l_i \\ \text{Similar} \dots L + th \geq l_i \geq L - th \\ \text{Darker} \dots L - th > l_i \end{cases}$$

周囲画素の適当な画素を始点として、順番に探索したとき、Brighter もしくは Darker の画素が 9 回以上連続した場合、注目画素を特徴点とする。

FAST corner detector using multiple decision trees

[†]Ryo Takeda [‡]Yusuke Uchida

[‡]Shigeyuki Sakazawa [†]Seiichiro Hangai

[†]Tokyo University of Science

[‡]KDDI R&D Laboratories, Inc.

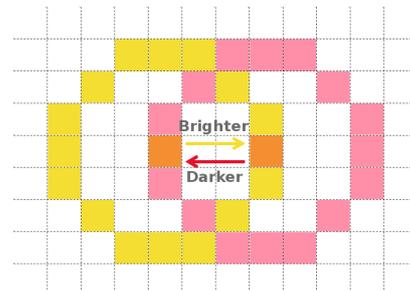


図 2: 判定済み画素情報の再利用

2.2 FAST machine learning

FAST machine learning[2] とは、あらかじめ大量の画素の情報から、教師付学習である Iterative Dichotomiser 3 アルゴリズムによって決定木を作っておき、その決定木によって特徴点を検出する手法である。高速に特徴点と非特徴点を判断できる順序で周囲画素を参照するため速度の向上が望める。

しかしながらこの方法では、各画素群の判定を独立に行っているため、周辺画素群の判定結果の情報を利用することができない。

3 提案手法

3.1 アプローチ

提案手法では、図 2 に示す通り、ある画素群の x_4 の状態が既知の場合に、右に 3 移動した画素群の x_{12} の状態が正確に特定出来ることを利用する。

具体的には、決定木作成時に、学習用画素群を既知となる x_{12} の状態 (Brighter, Similar, Darker) によって 3 グループに分類し、それぞれのグループを教師として ID3 アルゴリズムにより個別に決定木を作成する。その際、後の画素群の x_{12} の状態を既知とするため、最初の質問で x_4 を参照するように順序を固定する。判定時には、既知である x_{12} の状態によって決定木を切り替えて利用する。

3.2 速度向上の根拠

特徴点検出処理の大半は、周囲画素に対する 2 種類の質問の繰り返しであるため、処理速度は質問回数に依存する。そこで、下記の質問それぞれを質問 1 回と

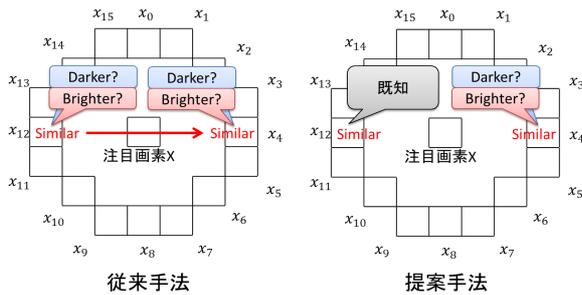


図 3: 画素参照の問題点と提案手法

し、各注目画素に対する質問回数を速度の指標として定義する。

- 周囲画素 x_i は Brighter か
- 周囲画素 x_i は Darker か

提案手法による速度向上の根拠は以下の通りである。画像中にある最速で判断できる点是非特徴点であり、特に向かい合った周囲画素が両方 Similar となっている場合である。同時に、このような画素群は画像中に最も多い点である。つまり、この画素群を高速で処理することが全体としての速度向上に繋がる。従来手法では、前述のとおり特徴点の判定を独立に行っているため図 3 左のような処理になり、両画素とも Similar の場合は、参照画素 2 画素、質問回数 4 回を要する。それに対して、提案手法では図 3 右のように x_{12} が既知となっている。よって、参照画素 1 画素、質問回数 2 回となる。

4 評価実験

4.1 実験環境

検証には、MIRFLICKR-1M データセット¹を利用する。学習用画像には、決定木作成のための学習用画素群の数によって適当な枚数を、評価用画像には 1,000 枚を利用する。これらをそれぞれ 5 セットずつ用意し、5 回の試行の平均を結果として検証する。

精度判定では、FAST アルゴリズムによる判定を正解として、従来手法、提案手法によって判定された結果との一致、不一致を求める。速度判定としては、1 画素群当たりの平均質問回数とし、今回の実験における閾値 th は 40 で固定とする。

4.2 予備実験

提案手法に必要な学習用画素群の数の検証のため、決定木作成時に利用する画素群の数を 100 から 10,000,000 まで変化させ、特徴点、非特徴点それぞれに対して判定精度を測定した。図 4 に、決定木を作るために利用した画素群の数と、(a) 特徴点判定の精度、(b) 非特

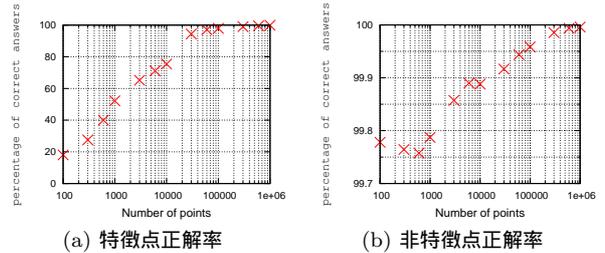


図 4: 予備実験結果

点判定の精度を示す。結果より、必要な画素群の数はおよそ 1,000,000 以上ということが分かる。

4.3 実験結果と考察

予備実験の結果を踏まえて、学習用画素群の数を 60,000,000 とし、判定速度及び精度を測定した。

速度の指標である質問回数は従来手法 4.540 回、提案手法 2.546 回であり、従来手法から約 44%の削減を実現した。

それに対する精度の変化として、表 1, 2 に特徴点及び非特徴点と判定された画素の正解数、不正解数を示す。表の列が FAST アルゴリズムによる結果であり、行がそれぞれの手法による結果を示す。すなわち、対角要素がそれぞれ正解、不正解の組となっており、従来手法と比べると、精度も同等以上となっていることがわかる。

表 1: 分類表 (従来手法)

		正解		[個]
		特徴点	非特徴点	
判定	特徴点	1232172	292	
	非特徴点	155	170942099	

表 2: 分類表 (提案手法)

		正解		[個]
		特徴点	非特徴点	
判定	特徴点	1228424	33	
	非特徴点	26	170946236	

5 まとめ

本研究では、機械学習を用いた FAST 特徴点検出において、判定の終了した画素群の情報を再利用することにより、精度を維持しながら速度を向上させる手法を提案した。評価実験により、速度の指標である質問回数は、従来手法 4.540 回から提案手法 2.546 回となり、約 44%の削減が出来ることを示した。

参考文献

[1] E. Rosten and T. Drummond, "Fusing Points and Lines for High Performance Tracking," in *Proc. of ICCV*, pp. 1508–1515, 2005.

[2] E. Rosten and T. Drummond, "Machine Learning for High-Speed Corner Detection," in *Proc. of ECCV*, pp. 430–443, 2006.

¹<http://press.liacs.nl/mirflickr/>