

出現頻度に基づく擬似移動物体の判別手法

A Tracking Method of Distinguishing Pseudo Moving Objects Based on the Occurrence Rate

小條正喜¹
Masaki Kojo北澤仁志¹
Hitoshi Kitazawa東京農工大学工学部¹
Tokyo University of Agriculture and Technology

1 はじめに

背景差分法による移動物体抽出では、移動している人や車だけではなく、風に揺れている木の葉なども移動物体として抽出してしまう。監視や防犯の用途で動画を利用するには、これらに区別が必要と考えられる。(本研究では、前者を移動物体、後者を擬似移動物体と呼ぶ。) 一般に、風に揺れている木の葉や旗などの注目不要な対象物(擬似移動物体)は、移動範囲が狭いことから、移動物体と区別することができると考えられている。しかし、実際には、多量に木の葉が揺れるシーンでは、まるで木の葉が移動しているかのように隣接する木の葉を次々に接続してしまい、移動物体と誤識別をしてしまう。

本研究では、移動物体と擬似移動物体の特徴量として、移動物体領域の大きさ、持続時間、移動範囲に加えて、移動物体領域の時空間的密度、擬似移動物体の出現頻度を用いて、注目すべき移動物体のみを検出するトラッキング手法を提案する。

2 提案手法

本研究では、移動物体の抽出には背景差分に基づく手法[1]、トラッキングには、滑らかさに基づくヒューリスティック手法[2]を用いている。前回の報告[3]で良い結果を示した、2回接続トラッキングを用いる。

風に揺れている木の葉や旗などの擬似移動物体は、一般に以下のような特徴を持つと考えられる。

- 画面上を通り抜けない(移動範囲が狭い)
- 移動物体領域の面積が小さい
- 同時に多数出現する
- 画面上の同じ位置に繰り返し出現する

以上のことを踏まえて、以下の式(1)(2)(3)を満たすとき、擬似移動物体と判定する。

$$\Delta x < Th_x \cap \Delta y < Th_y \quad (1)$$

$$S > A \times Th_A \quad (2)$$

$$\overline{PObj} \geq Th_p \text{ なら } \omega_i = \omega_i \times n \quad (3)$$

$\Delta x, \Delta y$ は移動ピクセル値、 Th_* は閾値を表す。式(2)は参考文献[3]参照。 \overline{PObj} は後述するオブジェクトマップの平均値であり、 ω_i は後述する各ペナルティ係数、 n は任意の定数である。

また、接続を行う際の評価は、以下の項目に関して行う。

- P1: ΔWH (幅、高さの変化)

- P2: $\Delta POSITION$ (位置 (x,y) と線形予測の値の差)
- P3: $\Delta AREA$ (面積 A の変化)
- P4: $ACCEL$ (加速度 $A_c = V_2/V_1$)
- P5: $ANGLE$ (角度 \cos)

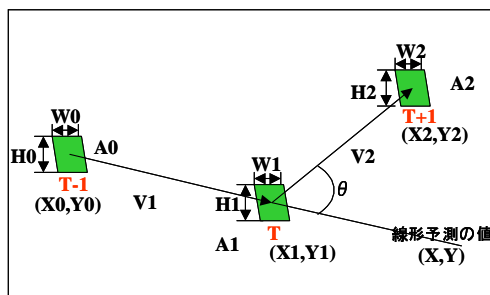


図1 マッチングコストの計算

それぞれの項目に対して、図1のように、どれだけ滑らかにつながるかを計算する。計算結果 P_i に対して、それぞれのペナルティ係数 ω_i を掛け、合計したものがマッチングコスト M になる。 n を変えることにより、接続されやすさを変えることができる。

$$M = \sum_i \omega_i P_i \quad (4)$$

3 擬似オブジェクトマップを用いたトラッキング



図2 擬似オブジェクトマップ

画像上での擬似移動物体が出現した場所をピクセルごとに時間方向に累計していくことによって、擬似移動物体の出現頻度マップ(擬似オブジェクトマップ)を作成する。2回目の接続に際して、トラッキングを行うオブジェクトの移動範囲でのオブジェクトマップの値の平均を求める。この平均値 \overline{PObj} が閾値 Th_p 以上の場合、各ペナルティ係数 ω_i を大きくする。また、擬似オブジェクトマップは、ある減衰率によって時間が経つにつれて

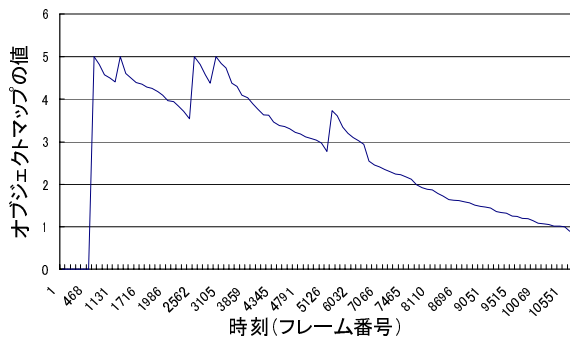


図3 擬似オブジェクトマップの値の変化 (x:10[pixel] y:100[pixel])

減衰し、新たに擬似移動物体と識別された移動物体領域によって、更新されていく。また、擬似オブジェクトマップの利点として、過去に観測したデータによって作成された擬似オブジェクトマップを使用することによって、最初から、誤接続の少ないトラッキングを行うことができると考えられる。

4 実験結果

時空間的密度を考慮したトラッキングと擬似オブジェクトマップを用いたトラッキング、その両方を用いたトラッキング、その両方を用いないノーマルなトラッキングの4種類について、実環境での3種類のデータで実験を行った。項目として、移動物体と判定されたオブジェクトに対する接続もれの回数と、移動物体が擬似移動物体、または、擬似移動物体が移動物体と誤識別された回数を数えた。



図4 実験に使用したデータ画像(左からデータ1、データ2、データ3)

画像サイズは 160×120 、撮影レートは $5[\text{frame}/\text{sec}]$ 、擬似移動物体の識別の閾値は、 $Th_x, Th_y=10$ としている。密度を考慮する場合、 Th_A の値は、1回目の接続で115、2回目の接続で85とした。

表1 実験結果

	データ1		データ2		データ3	
	接続もれ(回)	誤識別(回)	接続もれ(回)	誤識別(回)	接続もれ(回)	誤識別(回)
両方を用いないトラッキング	11	166	19	114	5	426
時空間的密度を考慮したトラッキング	11	4	17	5	5	13
擬似オブジェクトマップを用いたトラッキング	11	5	17	6	6	24
両方を用いたトラッキング	11	1	14	4	5	12

まず、時空間的密度を考慮するトラッキングのみの場合、多量な木の葉が揺れるシーンでは、時空間的密度が

大きいことから大部分の誤識別を抑えることができるが、少量の木の葉が揺れるシーンでは、時空間的密度が小さいことから誤識別をしてしまうことがあった。次に、擬似オブジェクトマップを用いたトラッキングのみの場合、多量に木の葉が揺れるシーンでは誤識別が増えた。しかし、少量の木の葉が揺れるシーンでは、擬似オブジェクトマップによって、比較的正しい識別を行うことができた。

以上より、両方の手法を組み合わせたトラッキングが最も接続もれや誤識別を少なくできることが実験結果からもわかった。また、図5に示すように、猫のような小さな移動物体でも正確にトラッキングでき、図6に示すような、周りで木の葉が揺れているシーンでも、奥の道走る車も正確にトラッキングすることができた。尚、接続もれが各データとも比較的多いが、これは、木の下を通る人などの非常に厳しいオクルージョンの影響のため、元々接続できていないものであると考えられ、擬似オブジェクトマップの処理により生じたものではない。



図5 小さな移動物体のトラッキング



図6 奥の道走る車のトラッキング

5 今後の課題

本研究では、擬似移動物体を特徴量によって識別し、トラッキングを行ってきた。今後はさらに、木の葉などのテクスチャを用いて、物体自体を判定し、トラッキングを行う予定である。

参考文献

- [1] C.Stauffer, W.E.L.Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking", CVPR, 1998
- [2] C.J.Veenman, M.J.T.Reinders, and E.Backer, "Resolving Motion Correspondence for Densely Moving Points", IEEE Trans.PAMI, vol.23, no.1, 2001
- [3] 小條正喜, 北澤仁志, "擬似移動物体の判別を容易化するトラッキング手法", 電子情報通信学会, 2004