

Second-Order Neural Network を用いた移動物体領域抽出手法の応用

茶志川 孝和^{†,††} 武藤 佳恭^{†††}

本論文では、Second-Order Neural Network を用いて抽出した移動物体領域の重心位置の移動距離から背景変動と移動物体を区別する方法について述べる。SONN による移動物体の抽出においては、背景変動は広域的に塊として安定して抽出されるため、シンプルなアルゴリズムで移動物体のみを検出できる。提案手法を監視システムへの応用することを想定した実シーンに適用しその有効性を確認した。

Application of Extracting moving object areas based on Second-Order Neural Network

TAKAKAZU CHASHIKAWA^{†,††} and YOSHIYASU TAKEFUJI^{†††}

This paper describes a method of detecting moving objects in a scene with changing background. The center of gravity of the area which extracted by Second-Order Neural Network is stable. A simple algorithm based on the property can distinguish moving objects from changing background. Experimental results for real scenes show the usefulness of the method.

1. はじめに

移動物体領域の抽出は様々な画像処理システムで行う最初の処理であり、この処理の精度がシステム全体に与える影響は大きい。しかし、屋外における監視システムのように、著しく変動する環境のもとで信頼性の高い結果が求められる場合その実現は非常に困難であり、さまざまな画像処理システムを実社会へ普及する際の妨げとなっている。そのため背景に含まれる物体の動きや照明条件による変動をその特性をもとに区別するアルゴリズムの開発が必要とされている。

最も基本的な方法として、差分画像を用いた方法が挙げられる。しかし、照明環境の変動がノイズとして出力される。移動物体の全体が抽出されないことがあるといった問題があり、背景上の特徴値の変動が大きい場合には移動物体と背景変動の区別が非常に困難である。そこで、フィルタ処理によるノイズの除去や欠損箇所の補完が一般的に行われている。特にモルフォロジ演算によるフィルタ処理を適用する方法¹⁾が広く知られている。しかし、撮影環境によってはうまく機能しない、計算コストが高いなどの問題が指摘されている。また、背景中の変動領域をマスクする方法や背景モデルを適用する方法²⁾なども提案されているが、カメラの位置や背景に変更があった際にシステムを再構築する必要が生じる。運動予測を用いた投票法に基づく手法³⁾⁴⁾はかなりの外乱を除去することが出来るが、等速直線運動に基づく拘束を与えているためシステムに応用した際はその用途が限られてしま

う。また、等速直線運動の拘束条件を緩める方法も提案されているが、誤検出の可能性がある。

一方、我々はニューラルネットワークを用いてランダムに発生するノイズに影響されにくく、また Blank wall Problem や Aperture problem に起因する抽出領域の欠損が少ない移動物体領域抽出手法を開発している⁵⁾。

提案手法を背景が変動するような実画像列に適用した場合、木の葉のちらつきのような動きには反応せず、また強風で枝全体がゆれるような動きは広域的に塊として安定して抽出する。そのためそれらを背景として区別できることが期待できる。また、いわゆる Blankwall 問題の影響を受けにくいため、木の陰の影響などで対象物の輝度が低いような状態でも安定して移動物体の領域を抽出することが期待できる。

そこで本論文では、これまでの研究結果に基づいた移動物体検出手法を提案し、屋外の監視システムへの応用を想定した実験を行い、従来手法では検出が困難な背景変動を含む画像に適用した際の有効性を示す。

2. SONN を用いた移動物体領域抽出

2.1 ニューラルネットワークモデル

提案手法で用いる Second Order Neural Network(SONN)は、Eckhorn らが猫の視覚野におけるニューロン間の同期現象を証明するために開発したニューラルネットワークモデルを基に、J. L. Johnson らが計算機上でのシミュレーションが可能となるように拡張を施した Pulse Coupled Neural Network(PCNN)⁶⁾を基本モデルとし、Feed Forward Shunting⁷⁾による改良を施したものである。なお本研究ではすでに提案しているモデルの出力をアナログ値とするなどの改良を行なっている。

本節では、二次元に配列されたニューロン (i,j) に着目して説明を行う。提案するニューロンモデルを図 1 に示す。

† ニッタン株式会社
Nittan Co.,LTD.

†† 慶應義塾大学 SFC 研究所
Keio Research Institute at SFC

††† 慶應義塾大学環境情報学部
Keio University, Faculty of Environmental Information

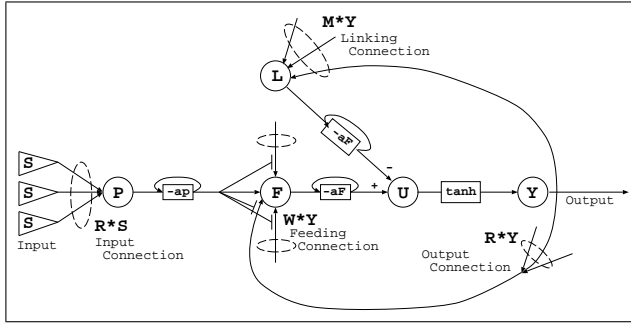


図1 提案するニューロンモデル

ニューロンは Feeding 部と Linking 部からなり、それぞれシナプス結合 M, W を介して近傍のニューロンと接続されている。内部状態は Feeding 部と Linking 部の結合から決定し、正規化された値が最終的な出力となる。

Feeding 部の値 $F[t]$ は次式より求まる。

$$F_{ij}[t] = P_{ij}[t] + \exp(-\alpha_F \delta_t) F_{ij}[t-1] + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} \left(\sum_{kl} R_{ijkl} Y_{kl}[t-1] \right) P_{ij}[t] \quad (1)$$

$$P_{ij}[t] = V_P \sum_{kl} R_{ijkl} S_{kl}[t] + \exp(-\alpha_P \delta_t) P_{ij}[t-1] \quad (2)$$

ここで、 S は外部刺激、 R, M はシナプス結合重み、 $Y_{kl}[t-1]$ は (k, l) に位置する近傍ニューロンの前の時刻での出力を示す。 α_F, α_P は時定数を、 δ_t は単位時間を表す。 V_P と V_F は定数を示す。なお $\sum_{kl} M_{ijkl} \left(\sum_{kl} R_{ijkl} Y_{kl}[t-1] \right) P_{ij}[t]$ が、 F F S にみられる近傍ニューロンの出力と外部刺激との相関関係を表している。

Linking 部の値 $L[t]$ は次式により求まる。

$$L_{ij}[t] = \exp(-\alpha_L \delta_t) L_{ij}[t-1] + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} (Y_{kl}[t-1]) \quad (3)$$

α_L は時定数、 V_L は定数、 W はシナプス結合重みである。内部状態 U は以下の式により導き出される。

$$U_{ij}[t] = F_{ij}[t] + \beta \tanh(L_{ij}[t]/5) \quad (4)$$

出力 Y は以下の式より導き出される。

$$Y_{ij}[t] = \tanh(U_{ij}[t]) \quad (5)$$

既に提案しているモデルでは、内部状態と閾値を比較して2値の出力を決定していたが本研究における出力値はアナログ値となる。

2.2 移動物体領域の抽出

移動物体領域を抽出するには、入力画素と同じ個数のニューロンを画素と同様に二次元に配置し、ニューロンの外部刺激 $S[t]_{ij}$ としてフレーム間差分の値を入力する。

$$S[t]_{ij} = |I[t-1] - I[t]|/255 \quad (6)$$

ここで、 $I[t], I[t-1]$ は、それぞれ最新の入力画像、一つ前のフレーム画像の輝度値 (8bit gray scale) を表す。

ニューラルネットワークを動作させ、各ニューロンから得られた出力を下記の式に従い閾値処理を行う。

$$O_{ij}[t] = \text{step}[Y_{ij}[t] - \theta_{ij}[t]] \quad (7)$$

ここで、 step はステップ関数であり、 θ は定数とする。

得られた結果からニューロンの配置にしたがって画像を構成する。このとき出力1のニューロンに当たる画素が移動物

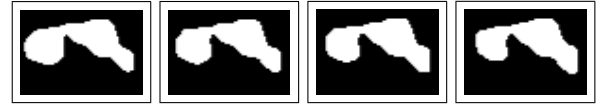


図2 提案手法による木のゆれの抽出例

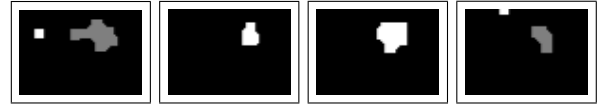


図3 既存手法による木のゆれの抽出例

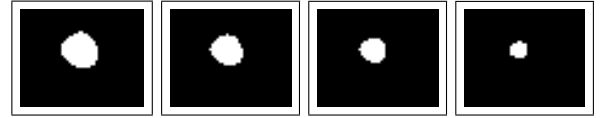


図4 提案手法による木のゆれの抽出例 2

体領域を示す。

2.3 提案手法における移動物体領域抽出の特徴

先に報告した提案手法⁵⁾による移動物体領域抽出の特徴をまとめる。

- 差分画像にランダムに発生しているノイズの影響を受けにくい
- Blank wall problem の影響を受けにくい。輝度の変化の少ない対象物であってもその領域全体を抽出する。上記の点において、提案手法はモルフォロジフィルタを用いた手法やオプティカルフローよりも優位であった。

なお、提案手法では差分画像に表れる移動物体領域の変化に関して以下の二点を仮定している。

- 移動物体領域は差分画像を時系列にみると空間的にあるまとまりをもって連続的に変化する
- 差分画像において移動物体領域に属する画素はある一定の差分値を移動物体が通過する間連続して保持する

そのため、入力とする動画は移動物体が重なるように移動物体の速度に応じたフレームレートで取り込む必要がある。なお、提案しているニューラルモデルはPCNNを基本としてはいるが様々な変更を行っているため、提案手法の特徴はPCNNのメカニズムによるものでないことを注記したい。

3. 移動物体の検出手法

提案手法を風でゆれている木を撮影した動画に適用した場合、背景の変動は広域的な塊として抽出されあまり変化しないが(図2)、差分画像とモルフォロジフィルタを組み合わせた従来手法ではさまざまな形の領域を抽出する(図3)。また背景の変動がなくなった後、提案手法で抽出した領域は周りから徐々に消失していくため重心の位置にはあまり変化がみられない(図4)。この違いは提案手法の移動物体領域を広域的な塊として抽出するという性質に起因するものと考えられる。このような特徴は背景変動と移動物体を区別する上で有益であると思われる。以下に提案手法によって抽出された移動物体領域から移動物体のみを検出する方法を示す。

3.1 アルゴリズム

以下の処理をおこなうことで移動物体の検出をおこなう。

- (1) 移動物体領域の抽出
- (2) 抽出した領域のラベリング

- (3) 各ラベルの重心を算出 (小領域の排除)
- (4) 各ラベルと前フレームで得られている領域の重心との距離を全て算出
- (5) 一番近い距離関係にあるラベル同士を対応付け、仮のオブジェクトとする
- (6) (5) で距離が一定以上離れていた場合は新しい仮オブジェクトとする
- (7) 仮オブジェクトの重心位置を履歴として記録
- (8) (1)~(7) を仮の追跡として指定回数繰り返す
- (9) 仮の追跡を指定回数繰り返した後に以下の判定を行い、背景変動領域と移動物体領域を区別する
- (10) 判定基準に当てはまらない場合 (1)~(9) を繰り返す

仮オブジェクトの判定基準

- 記録した重心間の距離を全て求め、その移動距離が 0 の数が指定以上であれば背景変動領域
 - 記録を始めた重心位置と指定回数後の重心位置の距離を求め指定以上であれば移動物体領域
- (3)における小領域は”対象ラベルサイズ”以下、(6)における基準値を”最大移動距離”、(8)における指定回数を”履歴件数”、背景変動領域の判定基準値を”ゼロ移動回数”、移動物体領域の判定基準値を”最小移動距離”とする。

(6)における処理は従来手法のように変動する背景からダイナミックに領域を抽出する際に有効と考えられるが、連続的に背景変動の領域が近い距離で抽出される危険性がある。一方、仮オブジェクトの判定基準は提案手法の特徴に基づいたものであり、安定して背景変動領域と移動物体を区別することが期待される。

4. 実験および検討

背景変動を含む動画に提案手法を適用し本手法の有効性を確認する。入力画像としては以下の 3 シーンを用いた (図 5)。

- (1) 風でゆれる木の前を画面右から左へ歩行者が通り抜ける:500(frames)
- (2) 風でゆれる木の前を画面右から左へ歩行者が通り抜けた後、再び戻り画面左下へ通り抜ける:1122(frames)
- (3) さざなみがたつ池の対岸を画面右から左へ歩行者が通り抜ける:333(frames)

ここで、1. と 2. に関しては木の陰による歩行者と背景の輝度差が低い領域を含んでいる。なお、本実験ではこれらのシーンから移動物体の検出が困難であることを示す基準として移動物体領域抽出手法に差分画像とモルフォロジフィルタを用いた結果をあわせて示す。実験に用いたモルフォロジフィルタ¹⁾は以下のもので、差分画像の閾値は 0.2 とした。

$$S_k = [(R_k < c > C_3) < o > C_3] < c > C_5 \quad (8)$$

ここで、 R_k は原画像、 S_k は処理結果、 C_3, C_5 は直径がそれぞれ 3,5 の円形オペレータを表す。

実験は Pentium III processor 650 MHz を搭載した DOS-V 互換機上で、MATLAB6.5 を用いて行った。入力の画像サイズは 115x87、取り込みフレームレートはシーン 1,2 で 15fps、シーン 3 で 10fps とした。使用したパラメータセットを表 1 に示す。なお、シナプス結合重み M は 8 近傍の全て 1 とし、 W, R には要素の総和を 1 に正規化したガウシアン

カーネルを用いた。そこで、表中ではガウシアンカーネルのそれぞれの半径 (r_w, r_R)、つまりいくつ迄離れたニューロンと結合しているかを示した。

図 6 に出力画像を、結果を表 2 に表す。従来手法による出力画像において歩行者はシーン全体にわたって 6 番のオブジェクトとして検出されている。但し、このシーンで人物は直線移動しているのにも関わらず、画面中央付近で移動パスよりもかなり上部に検出されており、一部検出されていない箇所もある。画面上部には、木のゆれを仮オブジェクトとして多く対応付けを行っており、2 箇所誤検出もしている。さらに画面下部では、木と歩行者の影を仮オブジェクトとして対応付けており、誤検出が一箇所ある。シーン全体では 7 つの仮オブジェクトを対応付け、そのうち 4 つを移動物体、1 つを背景変動として検出している (2 つは仮オブジェクトのまま)。なお、仮オブジェクトが対応付けされた付近に再び領域が抽出されると同一の仮オブジェクトとして対応付けられるため、検出結果では結果画像に現れている数より少なく示されている。

一方、提案手法の出力画像では、人物は 5 番のオブジェクトとしてシーン全体にわたって検出されており、またそのパスも画面中央付近で若干乱れはあるもののほぼ直線となっている。また、画面右上とそのほか数箇所では仮オブジェクトが対応付けられているが、誤検出はない。また、シーン全体では仮オブジェクトとして 8 つ対応付けを行い、そのうち 1 つを移動物体、5 つを背景変動として検出している。

ここで、人物が画面中央付近を通っている間の検出精度が悪くなっている理由としては、この付近に木の陰がさしかかっており、人物の輝度がかなり低くなっていることが挙げられる。その付近で抽出された領域に注目してみると従来手法においては検出領域が少なくなった後、頭のみが抽出、そのあと胴の領域が抽出され最後には何も抽出されなくなっている。この検出の不安定さが移動パスの乱れとなって現れている。一方、提案手法では歩行者領域をかなり大きく安定して抽出している。従来手法では移動物体の輝度が低い場合に検出の精度をあげると、背景変動の影響を受けやすくなるというトレードオフが生じる。しかし、提案手法では背景変動の抽出を抑えながら移動物体の抽出を実現しており、誤検出なく移動物体を検出できている。

さらに、シーン 2,3 の出力画像をそれぞれ、図 7、図 8 に示す。従来手法に関しては、シーン 2 において人物は最初 1 番として検出されているが人が右から左に通って少し前から検出されなくなり、左から右に再び現れた後も検出が行われていない。また、シーン 3 においては画面下部で水面の変動を仮オブジェクトとして多く対応付けを行っており、また、誤検出も 1 つある。一方、提案手法に関してはいずれも誤検出なく人物の検出に成功している。

5. おわりに

移動物体抽出領域の重心の移動距離に基づいたシンプルな移動物体検出アルゴリズムを提案し、監視システムに適用されることを想定した実験によりその有効性を確認した。本手法は我々が提案する移動物体抽出手法の背景変動を広域的な塊として安定的に抽出するという特性に着目したもので、

表 1 パラメータ値
抽出フェーズ

β	r_W	r_R	$\log 2/\alpha_L$	$\log 2/\alpha_F$	$\log 2/\alpha_P$	V_L	V_F	V_P	θ
-0.25	3	5	0.2	0.5	0.3	1	2	1	0.4

検出フェーズ

対象ラベルサイズ	最大移動距離	最小移動距離	ゼロ移動回数	履歴件数
5(pixel)	30(pixel)	10(pixel)	3	5

表 2 従来手法による検出結果

シーン名	従来手法			提案手法		
	候補数	移動物体	背景変動	候補数	移動物体	背景変動
1	7	4	1	8	1	5
2	7	2	1	3	1	2
3	5	2	0	2	1	1

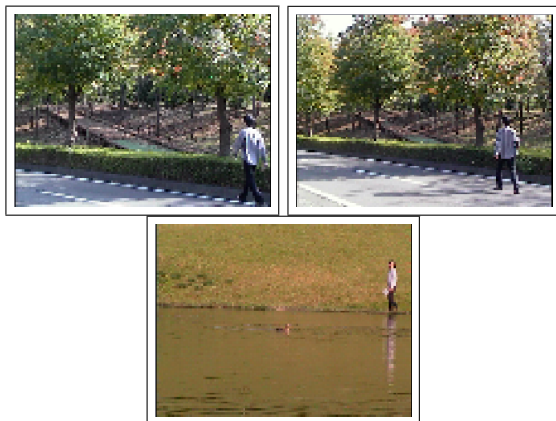
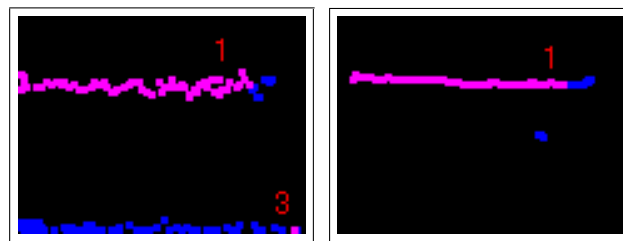


図 5 実験シーン (左上:1, 右上:2, 下中央:3)



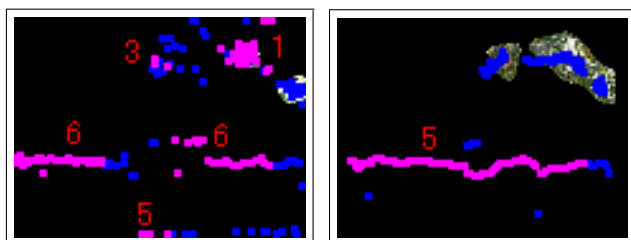
従来手法 提案手法

図 8 シーン 3 の処理結果

と背景変動を同時に抽出してしまい、変動領域の影響が大きいとその後の追跡に失敗してしまう。これはオクルージョンの問題と考えることができるので、前ら⁸⁾のオプティカルフローと物体輪郭上のエッジを用いて追跡する方法が応用できると考える。今後はこのような追跡を行った場合に生じる問題に関しても検討をおこない、より応用範囲を広げる予定である。

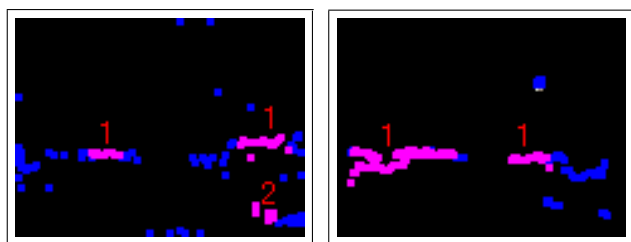
参考文献

- 1) J.Heikkila and O.Silven: A Real-Time Tracker for Visual Surveillance Applications, Proceedings 1st Int.Workshop on PETS, pp.8-13 (2000).
- 2) 和田俊和, 松山隆史, ”動的背景モデルを用いた移動領域の抽出”, 情報処理学会第 49 回全国大会講演論文集 (2),pp.141-142,Sept.1994.
- 3) 小林伸江, 山口順一, ”時空間情報を用いた屋外人物検知”, 第 1 回画像センシングジウム講演論文集,pp.39-42,May 1995.
- 4) 長井 敦, 久野 義徳, 白井 良明: “複雑変動背景下における移動物体の検出”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J80-D- II, No.5, pp.1086-1095, 1997
- 5) 茶志川孝和, 武藤佳恭, ”Second-order Neural Network を用いた移動物体領域の抽出”, 情報処理学会論文誌:数理モデル化と応用,Vol.44,No.SIG14(TOM),pp.31-47.Nov.2003.
- 6) John L. Johnson,: Pulse-coupled neural nets: translation, rotation, scale, distortion, and intensity signal invariance for images, APPLIED OPTICS, Vol. 33, No. 26, pp.6239-6253 (1994).
- 7) Luis R.Lopez,Feedforward shunting: a simple second-order neural network motion sensor,Proc. SPIE, Vol. 1297, pp.350-358 (1990).
- 8) 前 泰志, 白井良明, 三浦 純, 久野義徳, ”オプティカルフローとエッジを用いた複雑背景下での移動体の追跡”, ロボット学会誌, 15, 1, 103-108, 1997.



従来手法 提案手法

図 6 シーン 1 の処理結果



従来手法 提案手法

図 7 シーン 2 の処理結果

背景の大きな変動は検出領域の出現位置のランダム性から、また比較的小さな変動は抽出領域の安定性から移動物体と区別しており、ランダム性のみが手掛かりとなる従来手法に比べ、より信頼性の高い移動物体検出が可能となっている。

提案手法は移動物体の検出といった点においては十分な信頼性があるといえるが、追跡を行なった場合には問題がある。例えば背景の変動が画面全体に現れるような場合に移動物体