

最急降下法を用いた動きベクトル検出における 局所解の回避とその効果

今村 幸祐[†] 中西 靖人^{††} 橋本 秀雄[†]

本論文では、勾配法的一种である最急降下法を用いた高速な動きベクトル検出アルゴリズムを提案する。提案法では、勾配法を用いた動きベクトル検出法における大きな問題点である局所解問題に対して、適応的な初期値設定法と階層化手法の適用による改善を行う。シミュレーションにより、適応的な初期値設定法と階層化手法を適用することで、局所解への陥りを低減できることを示し、提案手法の予測特性および演算量を他の手法と比較し、動きベクトル検出法としての有効性を示す。

Improvement of Local Minima Problem and Its Effectiveness for Motion Vector Detection Using Steepest Descent Method

KOUSUKE IMAMURA,[†] YASUTO NAKANISHI^{††} and HIDEO HASHIMOTO[†]

In this paper, we propose a fast motion vector detection algorithm using steepest descent method which is one of gradient methods. Proposed method is capable of avoiding the local minima problem by employing adaptive initial vector setting and hierarchical algorithm, and obtaining improvement of prediction performance. From simulation results, we compare prediction performance and computational complexity with other methods, and show effectiveness of the proposed method.

1. はじめに

動き補償予測は、国際標準規格 MPEG1, 2 をはじめとする多くの映像符号化方式で用いられる時間的冗長度を削減する手法である。動き補償予測のための動きベクトル検出では、ブロックマッチング法を用いた検出法が多く、なかでも探索範囲内の候補ベクトルを網羅的に探索する full search (FS) は、最良の予測特性が得られる手法である。しかし、FS は膨大な演算量を必要とするという問題点があるため、three-step search (3SS) などの探索範囲内の探索点数を削減する手法や、conjugate search (CS), block-based gradient descent search (BBGDS)¹⁾, Diamond Search (DS)²⁾ などの網羅的な探索を必要としない手法が提案されてきた。しかし、これらの高速化手法は、評価するブロック数を減らす手法であるため、局所的な最小

解に陥りやすく、予測特性が低下するという問題点がある。そのため、この局所解問題を回避する手法を組み込んだ one-dimensional gradient descent search (1DGDS)³⁾ のような手法も提案されている。

本論文では、勾配法的一种である最急降下法⁴⁾ に適応的な初期値の設定法と階層化手法を適用する手法を提案する。本手法により、演算量を削減しつつ、局所解に陥る問題を回避することで良好な予測特性が得られることを示す。また、他方式との比較をとおして提案法の動きベクトル検出法としての有効性を示す。

2. 最急降下法を用いた動きベクトル検出法

2.1 動きベクトル検出基本アルゴリズム

2.1.1 定義

- 現フレームの点 (x, y) の輝度値を $I_k(x, y)$, 前フレームの点 (x, y) の輝度値を $I_{k-1}(x, y)$ と表し、検出すべき動きベクトル (a_x, a_y) を \mathbf{a} で表す。
- 前フレームから現フレームの点 (x, y) で予測した輝度値を $I_{k-1}(x, y, \mathbf{a})$ とすると、予測誤差 $DPD(x, y, \mathbf{a})$ は次式で表される。

[†] 金沢大学大学院自然科学研究科
Graduate School of Natural Science and Technology,
Kanazawa University

^{††} 西日本電信電話株式会社
Nippon Telegraph and Telephone West Corporation

$$\begin{aligned}
 DPD(x, y, \mathbf{a}) &= I_k(x, y) - I_{k-1}(x, y, \mathbf{a}) \\
 &= I_k(x, y) - I_{k-1}(x - a_x, y - a_y) \quad (1)
 \end{aligned}$$

- 予測誤差の2乗値のブロック内総和をとって評価関数 E_{dp} とする.

$$E_{dp}(\mathbf{a}) = \sum_x \sum_y [DPD(x, y, \mathbf{a})]^2 \quad (2)$$

2.1.2 基本アルゴリズム

提案する最急降下法の基本アルゴリズムは、以下の3つのステップで構成される。

ステップ1：探索方向の決定

動きベクトルを検出する対象となる前フレームのブロックに対して、予測誤差を示す評価関数が最も減少する方向を探索方向とする。本アルゴリズムでは、以下の2種類の方法のいずれかを用いる。

勾配（微係数）による方向決定⁵⁾

ブロックの動きベクトル $\mathbf{a} = (a_x, a_y) = (x-\hat{x}, y-\hat{y})$ に対する微係数の x 成分は式(3)で求められる。 y 成分についても同様である。

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial E_{dp}(\mathbf{a})}{\partial a_x} &= \frac{\partial E_{dp}(\mathbf{a})}{\partial \hat{x}} \\
 &= 2 \sum_x \sum_y \left[DPD(x, y, \mathbf{a}) \cdot \frac{\partial DPD(x, y, \mathbf{a})}{\partial \hat{x}} \right] \quad (3)
 \end{aligned}$$

ここで、輝度値の予測誤差 (DPD) の勾配は、隣接した画素値の空間勾配を用いて次式で近似する (y 方向についても同様)。

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial DPD(x, y, \mathbf{a})}{\partial \hat{x}} &= -\frac{1}{2} [I_{k-1}(\hat{x} + 1, \hat{y}) - I_{k-1}(\hat{x} - 1, \hat{y})] \quad (4)
 \end{aligned}$$

式(3)より得られた x 成分および y 成分の微係数を、それぞれの方向ベクトルの大きさと見なす。これらのベクトルの合成により、勾配が最大となる方向を求め、上下左右斜めの8方向のいずれかに丸めたものを探索方向とする。

予測誤差の減少量による方向決定

検出対象ブロックから8方向に1画素ずつシフトした位置の前フレームブロックに対して、評価関数 E_{dp} を計算し、最も E_{dp} が減少した方向を探索方向とする。

勾配を用いた探索方向決定は、計算量が若干少なく済むが、予測により最小解の方向を算出するために、精度は若干低くなる。予測誤差を用いる方は、精度は高いが計算量が若干増加することになる。

ステップ2：一次元探索

ステップ1で求めた探索方向に向けて、一定のステップ幅 λ で一次元探索を行う。探索方向に沿って評

価関数 E_{dp} を算出し、値が減少から増加に転じた時点で、最小値が求めたものとして探索を終了する。

ステップ3：繰返し処理

最終ベクトルは、ステップ1, 2を逐次的に繰返すことで得られる。繰返しは、ステップ2においてベクトルが変化しなくなるか、規定の繰返し回数に達するまで行う。

ここまでの探索処理は整数画素精度で行い、最後に半画素シフトした8近傍のブロックについて評価し、半画素精度のベクトルとする。

2.2 局所解回避の手法

2.2.1 適応的初期値の設定

最急降下法では、最適解の近傍に初期値を設定することができれば、次元探索における局所解への陥りを回避することができる。

そこで動きベクトル検出の対象となる各ブロックに対して、より最適解に近い初期ベクトルを適応的に設定する手法を組み込む。提案法では、以下にあげる4つのベクトルを初期値の候補とする。

- 零ベクトル（静止領域）
- 現在処理しているフレーム中の左隣のブロックの動きベクトル（水平方向の空間的相関性を考慮）
- 現在処理しているフレーム中の上隣のブロックの動きベクトル（垂直方向の空間的相関性を考慮）
- 1つ前に処理されたフレーム中で同じ位置にあるブロックの動きベクトル（時間的相関性を考慮）

これらのベクトルは、uncovered backgroundなどで生じる静止領域に対応するための零ベクトル、またすでに検出を終えた時間的に過去のブロックの中から、空間的または時間的に最も相関が強いブロックの動きベクトルを候補としたものである。この中で最も小さい予測誤差を与えるベクトルを初期ベクトルとする。

2.2.2 階層化手法

次に階層化手法のアルゴリズムを以下に示す。

ステップA：処理画像に対して、画素値の平均化をとる。4:1のサブサンプリングを行い、階層数 n のピラミッドを生成する。

ステップB：最下位層に対して前述した「適応的な初期値の設定」を行う。これにより得られたベクトルを最上位層の画像サイズにあわせて縮小し、初期ベクトルとする。

ステップC：最上位層で縮小したブロックにより、基本アルゴリズムで動きベクトルを検出し、それを2倍にスケールしたものを、1つ下の階層の初期ベクトルとする。これを各階層について行い、最下位層に至るまで繰り返す。

ステップ D: 上位階層までの探索で得られたベクトルと、ステップ B で得られた適応的初期値設定によるベクトルに対して予測誤差を計算し、予測誤差の小さいものを最下位層探索のための初期ベクトルとする。ステップ E: 最下位層で基本アルゴリズムにより動きベクトルを検出し、最終的な動きベクトルとする。

この手法により、階層化画像に対する探索を行うことで、疎から密への動きベクトル探索を行うことができ、雑音による影響も低減することができる。ただし、動きが非常に小さい場合、上位層で誤った動きを検出する可能性がある。そこで、最下位層探索前に上位層で検出されたベクトルが信頼できるか否かの判定のために、最初の初期ベクトルとの予測誤差の比較による検証を組み込んでいる。

3. シミュレーション実験

計算機シミュレーションを行い、まず適応的初期値設定と階層化手法による局所解回避の効果を予測特性により示す。次に提案手法と他の動きベクトル検出手法について予測特性と演算量の比較を行う。予測特性は PSNR、演算量は実測処理時間 (PC: Pentium4 2.4 GHz) のフレーム平均値によって比較を行う。シミュレーション条件として、動きベクトルを検出するブロックサイズは、 16×16 画素、階層化手法の階層数は、各階層でブロックの特徴が失われず、最急降下法が適用可能な範囲のブロックサイズが保てる最大数 3 に設定する。また、基本アルゴリズムにおける次元探索の繰返し最大回数は、予備実験により得られた、ほとんどの探索で収束する値である 7 回に設定する。次元探索のステップサイズ λ は、すべての階層で整数画素の探索を行うものとして 1 に設定する。テスト画像には、CIF 画像 (352×288 画素, 150 フレーム) の “bus” (bus), “flower garden” (flow), “football” (ftbl), “susie” (ssie) の 4 種類を用いる (図表中では括弧内の略称で表記)。bus と football は比較的動きが大きく、flower garden と susie は動きが小さい画像である。

3.1 適応的初期設定と階層化手法による予測特性の改善

提案法の基本アルゴリズムとなる最急降下法と、それに対して適応的な初期値を適用した場合の予測特性の改善について示す。表 1 は、適応的初期値設定を適用しない場合と適用した場合の各テスト画像における PSNR を示したものである。各手法名においては、勾配により探索方向を決定したものに “(勾配)” を、予測誤差により探索方向を決定したものに “(誤差)” を

表 1 適応的初期値設定の予測特性

Table 1 Prediction performance of adaptive initial vector setting.

方式	PSNR [dB]			
	bus	flow	ftbl	ssie
最急降下法 (勾配)	24.09	26.06	27.08	38.72
	(誤差)	25.38	28.03	28.09
適応的初期値 (勾配)	27.25	28.02	28.57	39.52
	(誤差)	27.47	28.09	28.96

表 2 階層化手法の予測特性

Table 2 Prediction performance of hierarchical algorithm.

方式	PSNR [dB]			
	bus	flow	ftbl	ssie
1 階層固定 (勾配)	27.25	28.02	28.57	39.52
	(誤差)	27.47	28.09	28.96
3 階層固定 (勾配)	27.36	27.57	28.72	39.40
	(誤差)	27.58	27.83	29.12
提案法 (勾配)	27.70	28.10	29.09	39.63
	(誤差)	27.78	28.11	29.16

付記している。

表 1 より、適応的な初期値を設定することで、予測特性において 0.06 ~ 3.16 dB の改善が得られ、動きが大きい画像に関する改善効果の方が比較的大きいという結果が得られた。これは、画像の相関性を利用して最適解付近に初期値を設定することで、局所解への陥りを減少し、予測特性が改善されたことを示している。

次に階層化手法の予測特性の改善について示す。表 2 に、適応的初期値を適用した最急降下法に、1 階層固定、3 階層固定、最下位層探索で上位階層までのベクトルの検証を行う階層化手法 (提案法) の予測特性の比較を示す。3 階層の階層化を行うことによって、動きの大きい bus と football では、予測特性が向上したが、動きが小さい画像については逆に低下した。しかし、提案する階層化手法を用いることによって、階層化が有効なブロックのみに階層化手法を適用することが可能となり、画像に含まれる動きの大小にかかわらず予測特性を向上させることができた。

3.2 他方式との比較

次に、提案法と他の手法の予測特性と処理時間についての比較を示す。比較する方式として、FS, 3SS, BBGDS¹⁾, DS²⁾, 1DGDS³⁾ について実験を行った。FS および 3SS の探索範囲は、 31×31 画素に設定した。

表 3 に予測特性、表 4 に処理時間の比較を示す。表 3 より、提案法を用いることで、他の手法と比較しても良好な予測特性を得ることができた。画像 Football において、FS の予測特性を上回るのは、Football には FS の探索範囲を超える動きが含まれるため、そのような動きにも提案法が対応できることを示して

表 3 他手法との予測特性の比較

Table 3 Comparison of prediction performance between the proposed method and other methods.

方式	PSNR [dB]				
	bus	flow	ftbl	ssie	
FS	27.78	28.15	28.89	39.65	
TSS	27.22	27.72	28.89	39.29	
BBGDS	25.41	28.04	28.17	39.55	
DS	26.43	28.04	28.27	39.44	
1DGDS	26.96	28.09	28.94	39.62	
提案法	(勾配)	27.70	28.10	29.09	39.63
	(誤差)	27.78	28.11	29.16	39.63

表 4 他手法との処理時間の比較

Table 4 Comparison of processing time between the proposed method and other methods.

方式	TIME [sec/frame]				
	bus	flow	ftbl	ssie	
FS	0.326	0.326	0.326	0.326	
TSS	0.088	0.088	0.088	0.088	
BBGDS	0.019	0.017	0.024	0.016	
DS	0.019	0.018	0.023	0.017	
1DGDS	0.017	0.018	0.019	0.018	
提案法	(勾配)	0.020	0.020	0.021	0.020
	(誤差)	0.021	0.020	0.022	0.020

いる。

他の手法における局所解回避の手法として、DS では探索ステップの切替え、1DGDS では、探索ステップの切替えと現フレームにおいて過去に求めたベクトルを用いた初期値設定を導入している。これらを上回る予測特性を得られたことから、提案手法における局所解問題回避のための手法が効果的であるといえる。

また表 4 より、処理時間を他の高速化手法と比較した場合、提案法は、階層画像の作成のために、他の高速化手法より若干演算量が増加することがあるが、ほぼ同等と見なせる。結果として、FS の 6.7% の演算量でこれと同等の予測特性が得られる動きベクトル検出が可能な手法となっている。

4. む す び

本論文では、最急降下法を基とする高速な動きベクトル検出アルゴリズムを提案した。微係数または予測誤差の減少量を用いた最急降下法に、局所解問題を回避する手法として、適応的初期値設定法と階層化手法を適用し、予測特性の改善を実現した。結果として、動きベクトル検出の高速化を実現したうえで、FS と比較しても大きな劣化がない良好な予測特性を得ることができた。局所解問題回避の手法は、他の勾配法にも適用可能であり、他方式への適用も今後行う予定である。

参 考 文 献

- 1) Liu, L.-K. and Feig, E.: A block-based gradient descent search algorithm for block motion estimation in video coding, *IEEE Trans. Circuits and Syst. Video Technol.*, Vol.6, No.4, pp.419-422 (1996).
- 2) Zhu, S. and Ma, K.-K.: A new diamond search algorithm for fast block-matching motion estimation, *IEEE Trans. Image Process.*, Vol.9, No.2, pp.287-290 (2000).
- 3) Chen, O.T.-C.: Motion estimation using a one-dimensional gradient descent search, *IEEE Trans. Circuits and Syst. Video Technol.*, Vol.10, No.4, pp.608-616 (2000).
- 4) J. コワリック, M.R. オスボーン: 非線形最適化問題, 培風館 (1970).
- 5) 橋本秀雄, 高林将範: 勾配法に基づく動きベクトル検出の高速化, 信学技報, Vol.IE2001, No.74, pp.1-6 (2001).

(平成 16 年 3 月 10 日受付)

(平成 16 年 9 月 3 日採録)



今村 幸祐 (正会員)

1995 年長崎大学工学部電気情報工学科卒業。1997 年同大学大学院工学研究科修了。2000 年同大学大学院海洋生産科学研究科修了。同年金沢大学工学部情報システム工学科助手。2004 年同大学大学院自然科学研究科助手。画像信号の高能率符号化等の研究に従事。



中西 靖人

2002 年金沢大学工学部電気・情報工学科卒業。2004 年同大学大学院自然科学研究科博士前期課程修了。同年西日本電信電話株式会社入社。



橋本 秀雄

1968 年大阪大学工学部卒業。1970 年同大学大学院修士課程修了。1975 年同大学院博士課程修了。同年電電公社 (現 NTT) 電気通信研究所入所。以来、画像符号化方式、画像通信方式の研究開発に従事。現在、金沢大学大学院自然科学研究科教授。