4L-5

リフティングウェーブレットフィルタの逐次学習による高速物体追跡

4L-5

池浦 隆一†，高野 茂††，新島 耕一††

†九州大学大学院システム情報科学府

††九州大学大学院システム情報科学研究院

1 はじめに

近年，物体追跡に関する技術は，交通監視システムや防犯システムなどさまざまなところで用いられており，コンピュータビジョンの研究の中で重要な位置をしめる。物体追跡には，計算時間が速いことと正確に物体を抽出できることが必要不可欠である。

本論文では，物体追跡の技術として，リフティングウェーブレットフィルタを用いた高速アルゴリズムの提案を行う。このアルゴリズムの特徴は，前フレームで学習されたフィルタが現フレームにおいて，その物体の学習を行うための初期フィルタとして使われている点である。物体追跡の際には，その物体の近傍のみを探すことによって高速化を実現している。なお本論文の内容は，EUSIPCO2004 において発表したものである [2]。

2 リフティングウェーブレットフィルタ

ウェーブレットフィルタ $\{h^{old}_{k,l}, \tilde{h}^{old}_{k,l}, g^{old}_{m,l}, \tilde{g}^{old}_{m,l}\}$ が，双直交であるとは，これらのフィルタが次の条件

$$\begin{aligned} &\sum_l h^{old}_{k,l}\tilde{h}^{old}_{k',l} = \delta_{k,k'}, \ \sum_l g^{old}_{m,l}\tilde{h}^{old}_{k,l} = 0, \\ &\sum_l h^{old}_{k,l}\tilde{g}^{old}_{m,l} = 0, \quad \sum_l g^{old}_{m,l}\tilde{g}^{old}_{m'l} = \delta_{m,m'} \end{aligned} \tag{1}$$

を満たすことである。ただし，$\delta_{k,k'}$ はクロネッカーのデルタ記号である。$\{h^{old}_{k,l}, \tilde{h}^{old}_{k,l}, g^{old}_{m,l}, \tilde{g}^{old}_{m,l}\}$ を双直交ウェーブレットフィルタとよび，(1) を双直交条件とよぶ。

低周波分解フィルタ $\tilde{h}^{old}_{k,l}$ と高周波分解フィルタ $\tilde{g}^{old}_{m,l}$ を用いて，原画像 $C^1_{i,j}$ をウェーブレット分解すると，次の４つの成分が得られる。

$$\hat{C}^0_{k,k'} = \sum_{i,j} \tilde{h}^{old}_{k,i}\tilde{h}^{old}_{k',j}C^1_{i,j}, \tag{2}$$

$$\hat{D}^0_{k,m} = \sum_{i,j} \tilde{h}^{old}_{k,i}\tilde{g}^{old}_{m,j}C^1_{i,j}, \tag{3}$$

$$\hat{E}^0_{m,k} = \sum_{i,j} \tilde{g}^{old}_{m,i}\tilde{h}^{old}_{k,j}C^1_{i,j}, \tag{4}$$

$$\hat{F}^0_{m,m'} = \sum_{i,j} \tilde{g}^{old}_{m,i}\tilde{g}^{old}_{m',j}C^1_{i,j}.$$

$\hat{C}^0_{k,k'}, \hat{D}^0_{k,m}, \hat{E}^0_{m,k}, \hat{F}^0_{m,m'}$ は，それぞれ，$C^1_{i,j}$ の低周波成分および水平方向，垂直方向，斜め方向の高周波成分を表す。

Sweldens は，フィルタ $\{h^{old}_{k,l}, \tilde{h}^{old}_{k,l}, g^{old}_{m,l}, \tilde{g}^{old}_{m,l}\}$ をリフティングして得られた新たなフィルタ

$$\begin{aligned} &h_{k,l} = h^{old}_{k,l} + \sum_m \tilde{s}_{k,m}g^{old}_{m,l}, \quad \tilde{h}_{k,l} = \tilde{h}^{old}_{k,l}, \\ &g_{m,l} = g^{old}_{m,l}, \quad \tilde{g}_{m,l} = \tilde{g}^{old}_{m,l} - \sum_k \tilde{s}_{k,m}\tilde{h}^{old}_{k,l} \end{aligned}$$

も双直交条件 (1) を満たすことを示した。ただし，$\tilde{s}_{k,m}$ は自由パラメータである。$\{h_{k,l}, \tilde{h}_{k,l}, g_{m,l}, \tilde{g}_{m,l}\}$ をリフティングウェーブレットフィルタとよぶ。

3 自由パラメータの学習法

まず，学習させたい物体を含んだ n 番目のフレームの画像を $C^1_{i,j}$ とする。また，水平方向および垂直方向の自由パラメータ $\tilde{s}^{r,d}_{k,m}$ と $\tilde{s}^{r,e}_{k,m}$ $(1 \le r \le n-1)$ はあらかじめわかっていると仮定する。そして，２種類のリフティングウェーブレットフィルタを次のように再帰的に定義する。

$$\tilde{g}^{r,d}_{m,j} = \tilde{g}^{r-1,d}_{m,j} - \sum_{k'=m-p}^{m+p} \tilde{s}^{r,d}_{k',m}\tilde{h}^{old}_{k',j}, \ 1 \le r \le n, \tag{5}$$

$$\tilde{g}^{r,e}_{k,i} = \tilde{g}^{r-1,e}_{k,i} - \sum_{k'=k-p}^{m+p} \tilde{s}^{r,e}_{k',k}\tilde{h}^{old}_{k',i}, \ 1 \le r \le n. \tag{6}$$

ただし，$\tilde{g}^{0,d}_{m,j} = \tilde{g}^{old}_{m,j}, \tilde{g}^{0,e}_{k,i} = \tilde{g}^{old}_{k,i}$ とする。(3) と (4) に現れるフィルタ $\tilde{g}^{old}_{m,j}$ と $\tilde{g}^{old}_{m,i}$ を，$r = n$ としたリフティングウェーブレットフィルタ (5) と (6) で置き換えると，

$$D^{0,n}_{k,m} = D^{0,n-1}_{k,m} - \sum_{k'=m-p}^{m+p} \tilde{s}^{n,d}_{k',m}\hat{C}^0_{k,k'},$$

$$E^{0,n}_{k,m} = E^{0,n-1}_{k,m} - \sum_{k'=k-p}^{k+p} \tilde{s}^{n,e}_{k',k}\hat{C}^0_{k',m}$$

が得られる。ただし，$\hat{C}^0_{k.k'}$ は (2) を表し，$D^{0,n-1}_{k,m}$，$E^{0,n-1}_{k,m}$ は，仮定によりあらかじめわかっている。自

由パラメータ $\tilde{s}^{n,d}_{k',m}$ と $\tilde{s}^{n,e}_{k',k}$ を決めるために，本論文では，[1] と同様に，$D^{0,n}_{k,m} = E^{0,n}_{k,m}$ という条件を課す。この条件は，具体的には

$$\begin{aligned} & D^{0,n}_{k+\nu,m+\mu} \quad - E^{0,n}_{k+\nu,m+\mu} \\ = \; & D^{0,n-1}_{k+\nu,m+\mu} - \sum_{k'=m+\mu-p}^{m+\mu+p} \tilde{s}^{n,d}_{k',m+\mu} \hat{C}^{0}_{k+\nu,k'} \\ & -(E^{0,n-1}_{k+\nu,m+\mu} - \sum_{k'=k+\nu-p}^{k+\nu+p} \tilde{s}^{n,e}_{k',k+\nu} \hat{C}^{0}_{k',m+\mu}) \\ = \; & 0, \qquad\qquad -q \le \nu, \mu \le q \end{aligned} \tag{7}$$

のように書ける。また，自由パラメータ $\tilde{s}^{n,d}_{k',m}$ と $\tilde{s}^{n,e}_{k',k}$ の数を制限するため，次のような条件を課す。

$$\begin{aligned} \tilde{s}^{n,d}_{m+\mu+\tau,m+\mu} \; = \; & \tilde{s}^{n,d}_{m+\tau,m}, \; \tilde{s}^{n,e}_{k+\nu+\tau,k+\nu} = \tilde{s}^{n,e}_{k+\tau,k}, \\ & -p \le \tau \le p. \end{aligned} \tag{8}$$

フィルタ $\tilde{g}^{n,d}_{m,j}$ と $\tilde{g}^{n,e}_{k,i}$ の長さは，n が大きくなるにつれて長くなるので，フィルタ長がいつも一定になる条件と，(7) および (8) の条件のもとで，自由パラメータのエネルギーが最小になるように，$\tilde{s}^{n,d}_{k',m}$ と $\tilde{s}^{n,e}_{k',k}$ を決める。この問題は，等式制約条件付き最小化問題となるので，Lagrange の未定乗数法を用いて解くことができる。

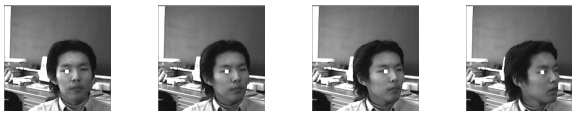
4 高速物体追跡法

この節では，動画像から高速に物体を抽出する方法について説明する。まず 3 節で述べた方法により，n 番目のフレームの訓練画像 $C^1_{i,j}$ に対して，自由パラメータ $\tilde{s}^{n,d}_{k',m}$ と $\tilde{s}^{n,e}_{k',k}$ を学習する。次に，これらを用いて物体抽出を行う。その際に，物体の形の変化に対しても正確に追跡できるように，あらかじめいくつか物体の形が異なったものに対して，学習された自由パラメータを用意しておく。n 番目のフレームで学習された自由パラメータの 2 乗和がある値を超えた場合は，用意しておいた自由パラメータを用いて物体抽出を行う。そうでない場合には，n 番目のフレームで学習された自由パラメータを用いて抽出を行う。最後に，物体抽出のために用いた自由パラメータを使って，(5) と (6) によりフィルタの更新を行う。これらの作業を繰り返していくことによって物体追跡を行う。

5 シミュレーション

シミュレーションでは，8bits で 256 × 256 サイズの顔の動画像を用い，右目の追跡を行った。

初期フィルタ $\{h^{old}_{k,l}, \tilde{h}^{old}_{k,l}, g^{old}_{m,l}, \tilde{g}^{old}_{m,l}\}$ としては，合成積型ウェーブレットフィルタ [3] を用いた。物体追跡アルゴリズムを適用して右目の追跡を行う際，(5) と (6) において，$n = 9$ と選び，(7) の p と q は $p = 6, q = 2$ のように選んだ。すなわち，9 枚のフレームに対して，自由パラメータ $\tilde{s}^{r,d}_{k',m}$ と $\tilde{s}^{r,e}_{k',k}$ の長さをそれぞれ 13 とし，学習領域は (k, m) を中心とした 5 × 5 の正方形領域とした。 図 1 は実際の追跡結果の一部である。また，一枚のフレームに対し，各アルゴリズムを実行するのにかかった処理時間は $0.14sec$ であった。計算機は，Intel Pentium III 700MHz を用いた。



(a) (b) (c) (d)

図 1: 追跡結果

6 結論

本論文では，リフティングウェーブレットフィルタを用いた物体追跡法を提案した。この方法の特徴は，リフティングウェーブレットフィルタに含まれる自由パラメータを高速に学習できることである。物体追跡の際には，あらかじめ用意しておいた物体の形が異なるものに対する自由パラメータと，前フレームで学習された自由パラメータを使い分けることにより，より正確に物体追跡を行うことができた。今後の研究課題としては，この手法に基づいた顔認識アルゴリズムを開発することである。

参考文献

[1] R. Ikeura, K. Niijima and S. Takano, Fast object tracking by lifting wavelet filters. Proceedings of the 3rd International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT2003), CD-ROM, 2003.

[2] R. Ikeura, S. Takano and K. Niijima, Fast and accurate object tracking by successive learning of lifting wavelet filters. Proceedings of the 12th European Signal Processing Conference (EUSIPCO2004), CD-ROM, pp.277 - 280, 2004.

[3] K. Niijima and K. Kuzume, Wavelets with convolution-type orthogonality conditions. IEEE Transaction on Signal Processing, Vol. 47, No. 2, pp.408 - 421, 1999.