

# GRNN 알고리즘을 이용한 비선형적 움직임 벡터 추정 및 프레임 보간연구

## A Study on Frame Interpolation and Nonlinear Moving Vector Estimation Using GRNN

이 승 주\*, 방 민 석\*, 윤 기 방\*\*, 김 기 두\*\*

Seung-Joo Lee\*, Min-Suk Bang\*, Kee-Bang Yun\*\*, Ki-Doo Kim\*\*

### Abstract

Under nonlinear characteristics of frames, we propose the frame interpolation using GRNN to enhance the visual picture quality. By full search with block size of 128x128~1x1 to reduce blocky artifact and image overlay, we select the frame having block of minimum error and re-estimate the nonlinear moving vector using GRNN. We compare our scheme with forward(backward) motion compensation, bidirectional motion compensation when the object movement is large or the object image includes zoom-in and zoom-out or camera focus has changed. Experimental results show that the proposed method provides better performance in subjective image quality compared to conventional MCFI methods.

### 요 약

본 논문에서는 비선형적 움직임에 대하여 시각적 화질 향상에 목적을 둔 프레임 보간 기법을 제안한다. 그러므로 블록 현상과 영상의 중첩을 감소시키고자 블록 크기를 128x128부터 1x1까지 순차적으로 전역탐색을 실시하여 최소 오차값이 가장 작은 블록이 포함된 프레임을 선택하고, 비선형적인 움직임을 벡터를 GRNN(General Regression Neural Network) 알고리즘을 이용하여 재 추정함으로써 프레임을 보간하는 알고리즘을 제안한다. 이러한 알고리즘의 성능 분석을 위해 프레임 반복, 단방향 움직임 보상, 양방향 움직임 보상의 기법들과 비교한다. 객체의 움직임이 크거나 카메라 초점의 이동과 줌인(zoom-in), 줌아웃(zoom-out) 효과가 들어간 대상 영상에 대하여 주관적 화질면에서 성능이 향상됨을 보인다.

*Key words : Frame interpolation, GRNN, Training, MCFI, Non-linear motion vector estimation*

### 1. 서론

DTV 방송 시스템, 메모리 및 디스플레이 장치의

\* Dept. of Electronics Engineering, Kookmin University

\*\* Dept. of Electronic Engineering, Incheon National University

★ Corresponding author(kdk@kookmin.ac.kr, 02-910-4707)

Manuscript received Nov. 5, 2013; revised Nov. 25, 2013 ; accepted Nov. 25, 2013

급속한 발전으로 고해상도의 영상 콘텐츠들이 증가하고 있다. 그러나 DTV 방송 시스템의 제한된 대역폭에서 고해상도의 데이터를 전송하기 위해서는 비트율을 고려해야 한다. 고해상도 비디오의 경우, 허용된 대역폭내로 전송해야 하므로 비디오 프레임을 감소시켜 전송하게 된다. 따라서 프레임율을 감소시켜 생기는 연속된 영상의 화질의 부자연스러움을 해결하기 위해 수신단에서 프레임 보간과 같은 후처리 과정이 필요하다[1],[2]. 프레임 보간 기법 중에는 움직임을 고려하지 않은 프레임 보간 기법과 움직임을 고려한 프레임 보간 기법이 있다. 전자의 경우, 프레임을 단

순히 반복하거나 양쪽 프레임들의 평균으로 프레임을 증가시키는 간단한 방법들이 있다. 이 경우에 복잡도는 작지만 움직임이 있는 영상들에 대해서는 보간된 프레임의 화질이 떨어진다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 MCFI(Motion Compensated Frame Interpolation)를 이용한 PSNR 및 시각적 화질을 향상시키는 프레임 보간 연구가 활발히 연구 되어 왔다 [3]. 하지만 물체의 움직임이 크거나 인접 프레임간의 변화가 클 경우 주관적 화질을 보장하기 어렵다. 이러한 이유는 동영상의 비선형적인 움직임 특성 즉, 물체의 움직임, 카메라의 움직임, 기타 외부 변화 등으로 인해 정확한 움직임 추정이 어렵고 또한 잘못 추정된 움직임 벡터들로 보상한 영상에는 과도한 블록현상(blocky artifact)과 영상의 중첩으로 이어지는 부작용이 따르기 때문이다[4],[5]. 본 논문에서는 블록현상과 영상의 중첩을 감소시키고자 128x128~1x1의 블록 크기의 전역탐색을 실시하여 최소 오차값(cost)이 가장 작은 블록의 프레임을 선택하고, 비선형적인 움직임 벡터를 GRNN(General Regression Neural Network) 알고리즘을 이용하여 재추정함으로써 인접 프레임 사이에 시각적으로 자연스럽게 이어지는 보간 프레임을 생성하는 시각적 화질 향상에 중점을 둔다.

## II. 기존 프레임 보간 기법

프레임 보간을 위한 간단한 방법으로는 프레임 반복이나 화소의 평균값 등을 이용하는 기법이 있다. 이 방법들은 움직임 벡터를 이용하지 않았기 때문에 복잡도는 낮지만 영상의 움직임이 많은 경우에는 객체의 움직임이 부자연스럽거나 중첩되는 고스트 현상(Ghost artifact)이 생기는 단점이 있다[3],[6].

프레임 반복과 프레임 평균 기법이 갖는 문제점을 개선하기 위해 움직임 추정을 이용하여 프레임을 생성하는 블록 정합(Block Matching)에 기반한 프레임 보간 기법이 제안 되었다. 이 기법은 현재 프레임의 블록과 참조 프레임의 유사한 블록의 위치를 추정하여 얻은 움직임 벡터를 이용하는 기법이다. 단방향 및 양방향으로 움직임 벡터를 찾음으로써 프레임 반복과 평균에 의하여 보간하는 프레임 생성 과정에서 발생하는 움직임 번짐 및 움직임 떨림을 해결 할 수 있는 기법으로서 현재 많은 연구가 진행되고 있는 프레임 보간 기법이다. 움직임 벡터를 추정하는 알고리즘으로는 블록정합 알고리즘을 이용한 전역탐색(Full Search) 방법이 사용된다[4],[7]-[9].

한편 선형적인 움직임을 예측하는 블록정합 알고리즘보다 동영상의 비선형성 예측이 용이한 알고리즘으로

GRNN이 사용되어 블록정합 알고리즘보다 예측 성능이 우수한 논문이 발표되었다[10]. GRNN은 통계학적 원리를 기반으로 고안이 되었으며 샘플들의 개수가 늘어날수록 최적의 회귀 곡선에 점근적으로 수렴해 가는 특성을 갖는다[11],[12].

### 1. 단방향 움직임 보상을 이용한 프레임 보간

움직임 추정을 이용하여 보간하는 기본적인 보간 기법으로서 단방향 움직임 보상을 이용한 프레임 보간 기법이 있다. 움직임 추정을 할 때 현재 프레임  $f_{t+1}$ 을 기준 프레임으로 하고 이전 프레임  $f_{t-1}$ 을 참조 프레임으로 하여 최소 오차값을 가지는 블록의 위치를 움직임 벡터로 한다. 중간 프레임  $\hat{f}_t$ 을 생성하기 위해 현재 프레임  $f_{t+1}$ 의 블록으로부터 이전 프레임  $f_{t-1}$ 의 탐색 영역내의 블록이 갖는 오차값을 SAD(Sum of Absolute Differences)로 정의하고, 식 (1)로 표현된다.

$$SAD(x,y) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \left| f_{t+1}(i-x, j-y) - f_{t-1}(i+x, j+y) \right| \quad (1)$$

여기서  $i$ 와  $j$ 는 예측되는 블록의 좌표값을 나타내고,  $x$ 와  $y$ 는 탐색 영역내의 블록이 위치하는 가로축 및 세로축의 이동 좌표값을 나타낸다. 또한  $N$ 은 블록 크기를 나타낸다. 움직임 벡터는 식 (1)로부터 얻어진 오차값이 가장 작은 곳의 위치를 나타내는 것으로, 식 (2)에 의하여 결정된다.

$$MV = \operatorname{argmin}_{(x,y) \in \text{search window}} SAD(x,y) \quad (2)$$

여기서 MV(Motion Vector), 즉 움직임 벡터는 참조 블록 중 최소 오차 값을 가지는 블록으로부터 기준프레임의 블록까지의 이동 좌표를 나타낸다. 획득한 움직임 벡터를 이용하여 보간 프레임  $\hat{f}_t$ 을 생성하게 되는데 식 (3)과 같이 프레임  $f_{t-1}$ 과  $f_{t+1}$ 사이의 움직임 벡터  $f_{t-1}(x, y)$ 를 이용하여  $(i, j)$ 에 있는 블록을 0.5x와 0.5y씩 이동시키고  $f_{t+1}(i+x, j+y)$ 의 위치에 있는 블록을  $-0.5x$ 와  $-0.5y$ 씩 이동시켜 보간 프레임의 좌표  $(i, j)$ 에 영상을 보상한다. 즉, 그림 1과 같이 시간에 따른 물체의 이동방향을 고려해서 좌표값에 영상을 보간하기 때문에 프레임 평균 보간 보다 정확한 영상을 생성할 수 있으나, 선형적인 움직임을 가질 것이라고 가정하여 예측하기 때문에 움직임 벡터가 정확하지 않는 문제점이 생긴다.

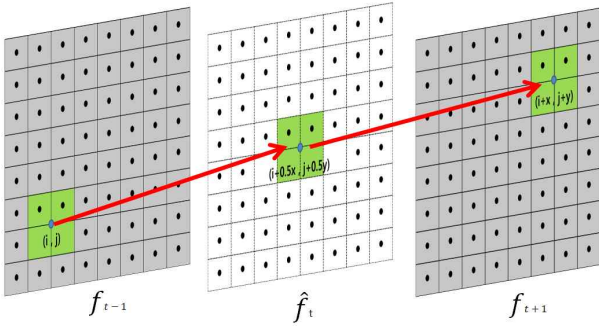


Fig. 1. Uni-directional frame interpolation  
그림 1. 단방향 프레임 보간 기법

$$\hat{f}_t(i, j) = \frac{1}{2}(f_{t-1}(i + \frac{x}{2}, j + \frac{y}{2}) + f_{t+1}(i - \frac{x}{2}, j - \frac{y}{2})) \quad (3)$$

## 2. 양방향 움직임 보상을 이용한 프레임 보간

이웃하는 두 프레임이 포함하는 영상의 정보는 항상 동일하지 않다. 예를 들어 카메라의 확대(zoom-in), 축소(zoom-out), 빛의 변화, 객체의 움직임이 큰 경우 등이 발생한다면 정확한 움직임을 찾는 데 어려움이 있다 이를 보완하기 위해 양방향 움직임 추정은 단방향에서 참조가 되었던 이전 프레임을 기준 프레임으로 설정하고 현재 프레임을 참조 프레임으로 설정하여 블록 정합 방법을 추가적으로 실행하는 프레임 보간 기법이다. 즉 동일한 위치의 블록을 예측할 때 양방향 움직임 보상을 이용하면 보다 정확한 움직임 벡터를 추정할 수 있다. 그림 2는 단방향 움직임 추정과 동일하게 현재 프레임  $f_{t+1}$ 을 기준 프레임으로 하고 이전 프레임  $f_{t-1}$ 을 참조 프레임으로 하였을 때 블록의 오차값을 구한다.

그림 3은 역방향으로 움직임 추정을 한번 더 수행하게 되는데 이전 프레임  $f_{t-1}$ 이 기준 프레임이 되고 현재 프레임  $f_{t+1}$ 을 참조 프레임으로 하여 블록의 오차값에 해당하는 움직임 벡터를 얻는다. 즉 순방향 추정을 이용한 보간 프레임  $\hat{f}_1$ 과 역방향 추정을 이용한 보간 프레임  $\hat{f}_2$ 을 생성한다. 그 다음 두 개의 보간된 프레임의 평균을 취하여 최종 보간 프레임을 생성한다. 기존의 단방향 기법보다 계산량이 늘어나지만 단방향 추정 기법에 비해서 움직임을 좀 더 정교하게 추정할 수 있고 블록 현상이 줄어드는 효과를 얻는다. 그러나 여전히 움직임 벡터를 추정하는 과정에서 잘못된 움직임 벡터를 추정할 경우 영상의 왜곡이 발생할 수 있다[13].

$$\hat{f}(i, j) = 0.5(\hat{f}_1(i, j) + \hat{f}_2(i, j)) \quad (4)$$

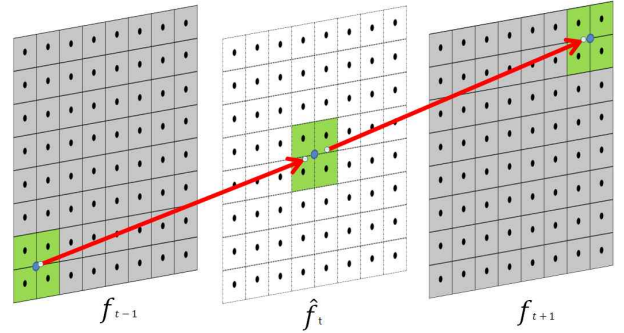


Fig. 2. Forward moving estimation  
그림 2. 순방향 움직임 추정

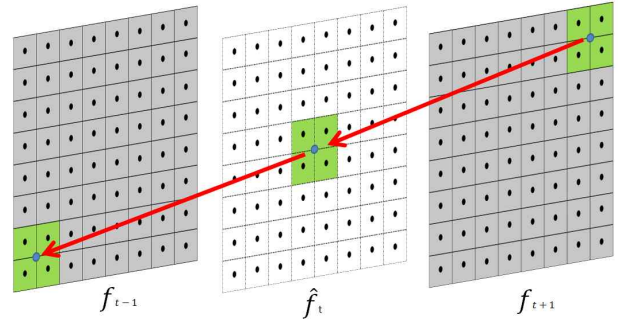


Fig. 3. Backward moving estimation  
그림 3. 역방향 움직임 추정

## III. 제안하는 프레임 보간 기법

본 논문에서 제안한 프레임 보간 알고리즘의 순서도는 그림 4와 같다. 프레임  $f_{t-1}$ 과  $f_{t+1}$ 의 차이를 화소단위로 구하여 차이가 0인 위치에  $f_{t-1}$  (또는  $f_{t+1}$ )의 동일한 위치의 화소로 보상하고, 그 외의 영역에 대해서는 NaN(Not a Number) 영역으로 표시한다. 또한 차이 영상의 화소가 0인 영역은 상대적으로 NaN 영역보다 작음으로써 움직임 추정을 하기 위한 기준 프레임의 정보가 적기 때문에 부정확한 움직임 벡터를 이용하여 보상하였을 경우 영상에 심각한 블록화가 발생함으로 영상이 부자연스럽다. 그러므로 NaN 영역이  $30 \times 30$  보다 클 경우  $f_{t-1}$  또는  $f_{t+1}$ 의 화소로 보상은 1차 보상 프레임  $f_{c1}$ 을 생성한다.  $f_{t-2}, f_{t-1}, f_{t+1}$  그리고  $f_{t+2}$  프레임을 참조 프레임으로 정하고  $f_{c1}$ 을 기준 프레임으로 하여 블록매칭 알고리즘의 전역탐색을 통해 움직임 벡터를 추정한다. 추정된 움직임 벡터를  $(x, y)$ 의 좌표값으로 나타낸 후 가로축 움직임 벡터들의 값을 입력으로 하고 세로축 움직임 벡터들의 값을 출력으로 GRNN 트레이닝 시킨다. 그리고 세로축

움직임 벡터들의 값을 입력으로 하고 가로축 움직임 벡터들의 값을 출력으로 GRNN 트레이닝 시킨다. 이렇게 트레이닝된 데이터 세트에 프레임  $f_{t-1}$  또는  $f_{t+1}$ 에서 찾은 움직임 벡터들의 최소 오차값을 비교해 더 작은 최소 오차값을 갖는 움직임 벡터를 트레이닝 세트에 입력하여 재추정된 움직임 벡터  $\hat{v}_t(x)$ ,  $\hat{v}_t(y)$ 를 생성한다. 선택된 프레임의 블록을 재추정된 움직임 벡터만큼 이동시켜 프레임을 보간하는 것이 본 논문의 핵심이다.

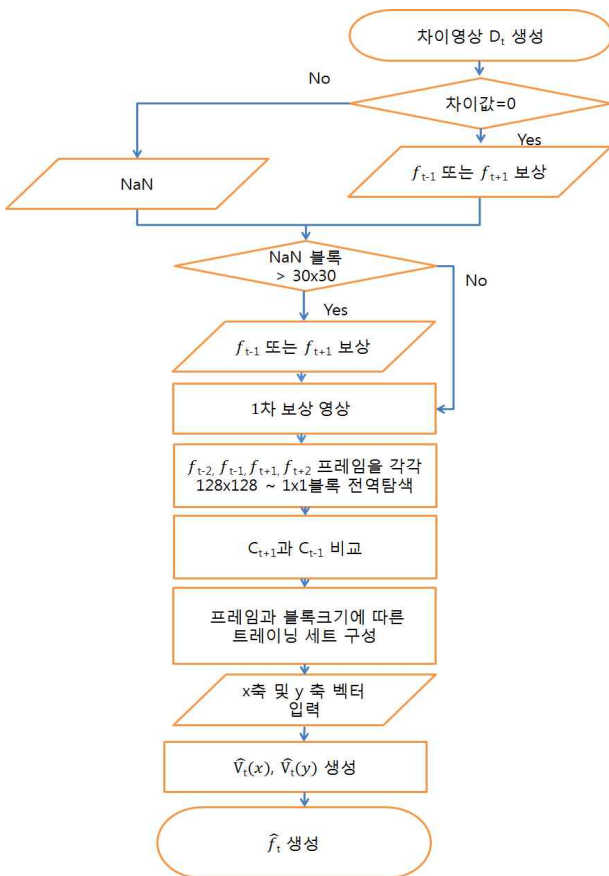


Fig. 4. Proposed algorithm flowchart  
그림 4. 제안하는 알고리즘 순서도

1. 차이 영상 및 1차 보상 프레임 생성

프레임을 보간하기 위하여  $f_{t-1}$  과  $f_{t+1}$ 의 화소 차이 값을 구한다. 화소 차이 값이 0인 경우는 이전 프레임에서 현재 프레임으로의 화소값 변화가 없다는 것을 의미함으로 보간 프레임에도 동일한 화소가 위치 할 것이라고 가정한다. 식 (5)는 차이영상  $D_t$ 를 나타내고, 그림 5(a)와 (b)는 각각  $f_{t-1}$  과  $f_{t+1}$ 을 나타낸다. 또한, 그림 6(a)는  $f_{t-1}$  과  $f_{t+1}$ 의 차이 영상

$D_t$ 를 나타낸다.

$$D_t(i,j) = |f_{t-1}(i,j) - f_{t+1}(i,j)| \tag{5}$$

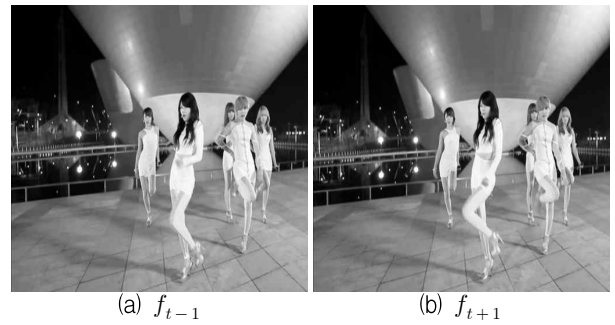


Fig. 5. Previous and present frame  
그림 5. 이전 프레임과 현재 프레임

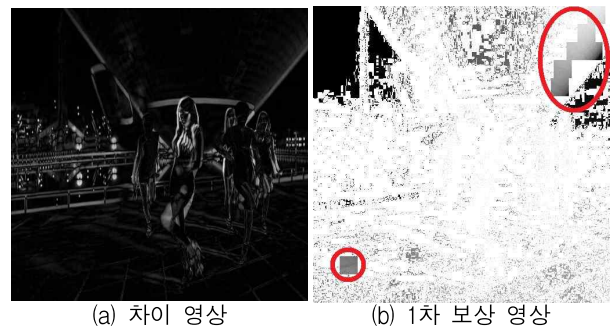


Fig. 6. Difference and 1st-order compensation images  
그림 6. 차이 영상과 1차 보상 영상

$D_t$ 의 화면이 어두울수록 화소의 차이가 작음을 나타내고 밝을수록 차이가 큼을 나타낸다. 그림 6(b)는  $D_t$ 의 화소값이 0이거나 NaN의 영역 크기가 30x30보다 클 경우 화소의 위치에  $f_{t-1}$  또는  $f_{t+1}$ 과 동일한 위치의 화소로 보상하고 또한 그 외의 경우에 NaN으로 표시한 영상이다. 본 논문에서는 이 프레임을 1차 보상 프레임  $f_{c1}$ 이라 정의한다. 식 (6)은 1차 보상프레임의 조건을 나타낸다.

$$f_{c1}(i,j) = \begin{cases} f_{t-1}(i,j) & D_t(i,j) = 0 \\ \text{or } f_{t+1}(i,j) & \text{or NaN크기} > 30 \times 30 \\ NaN & \text{그 외} \end{cases} \tag{6}$$

그림 6(b)는 보상 프레임  $f_{c1}$ 을 보여준다.  $f_{c1}$  대부분을 차지하는 하얀색 바탕은 NaN 영역이고 검정색 계통의 영역은  $f_{t-1}$  또는  $f_{t+1}$ 의 화소로 보상한 영역이다. 이때 빨간색(타원)으로 표시된 영역은 NaN 영역 크기가 30x30보다 클 경우  $f_{t-1}$  또는  $f_{t+1}$ 의 화소

로 보상한 영역이다. NaN 영역 크기가 30x30보다 클 경우의 영역에  $f_{t-1}$  또는  $f_{t+1}$ 의 화소로 보상한 이유는  $f_{t-1}$  또는  $f_{t+1}$ 을 참조 프레임으로 전역 탐색을 하여 최소 오차값 계산을 할 경우 실제 화소의 값이 아닌 넓은 NaN 영역에서 전역탐색을 실시한 오차의 크기는 매우 커 잘못된 움직임 벡터를 추정할 가능성이 높기 때문이다. NaN 영역의 블록 크기가 30x30 블록보다 작을 때는  $f_{t-2}$ ,  $f_{t-1}$ ,  $f_{t+1}$ ,  $f_{t+2}$ 를 참조 프레임으로 하여 전역 탐색을 하는 과정으로 넘어간다.

2. 전역탐색을 통한 프레임간 움직임 추정

프레임간 움직임 정보를 검출하는 방식으로서 각 블록단위로 움직임 벡터를 찾는 방법인 블록정합 알고리즘이 가장 많이 사용된다. 본 논문에서는 움직임 벡터를 추정하기 위해 MAD(Mean Absolute differences)의 최소 오차값을 이용한다. 또한 1차 보상 프레임  $f_{c1}$ 을 기준 프레임으로 두고 기준 프레임의 블록과 이전 또는 현재 프레임을 참조 프레임으로 설정하여 참조 프레임들의 블록들 중 가장 유사한 블록을 찾는 전역탐색 움직임을 실시한다. 기준 프레임의 블록과 참조 프레임의 블록 중 가장 잘 정합되는 블록과의 거리 좌표(x,y)가 움직임 벡터의 정보가 된다. 식 (8)의 MAD에서 N은 블록의 크기이고,  $f_x$ 는 참조 프레임으로서  $f_{t-2}$ ,  $f_{t-1}$ ,  $f_{t+1}$ ,  $f_{t+2}$ 를 나타낸다.

$$MAD(x,y) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |f_{c1}(i,j) - f_x(i+x,j+y)| \quad (8)$$

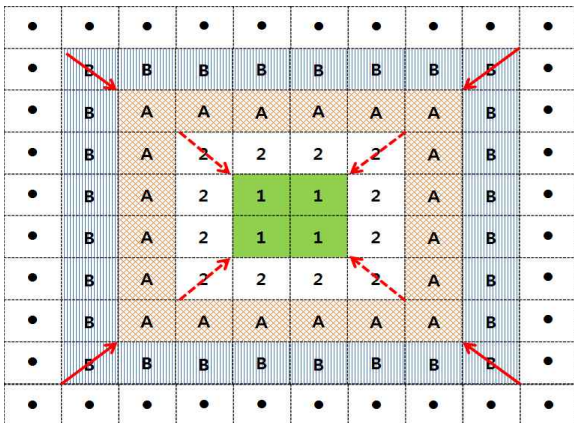


Fig. 7. Searching area according to block size  
그림 7. 블록크기에 따른 탐색 영역변화

그 다음 NaN 영역에 대하여 블록 크기를 128x128부터 1x1까지 순차적으로 전역탐색을 실시한다. 그림 7은 블록크기에 따른 탐색 영역변화를 보여준다. 그림

7에서 1과 2 영역은 각각 작은 블록과 큰 블록 영역을 나타내고, A와 B는 작은 블록과 큰 블록의 탐색 영역을 각각 나타낸다. 2로 구성된 큰 블록이 점선대로 한 칸씩 작아질수록, 탐색영역 또한 실선대로 한 칸씩 작아진다. 이와 같은 방법으로 128x128부터 1x1까지 순차적으로 전역탐색을 실시한다.

그림 8은 전역탐색 방향에 대해 보여준다. 탐색하고자 하는 블록보다 2 화소씩 확장시켜 탐색 범위를 정하고, 탐색영역의 최상단 왼쪽부터 오른쪽으로 한 칸씩 이동해가며 탐색을 실시한다. 최상단 줄의 탐색이 끝나면 다음 줄로 넘어가 탐색을 실시한다. 이와 같이 한 칸씩 이동시켜 총 25회 이동하게 되어 전역 탐색을 한다.

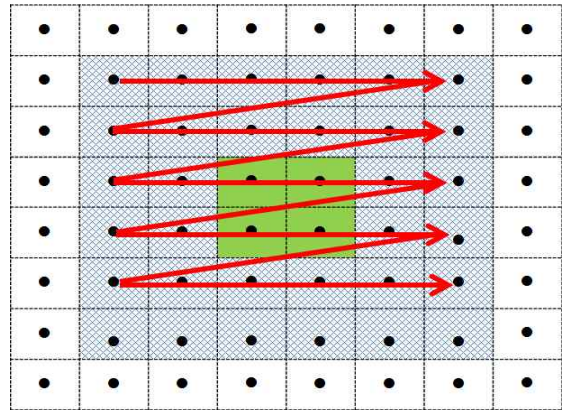


Fig. 8. Direction and procedure of full search  
그림 8. 전역탐색 방향 및 순서

이 때 전체 영역에 대해서 한꺼번에 모든 움직임 벡터를 찾아 보상을 하였을 경우, 잘못된 움직임 추정으로 인한 보간된 프레임의 심각한 블록 현상과 영상의 왜곡이 나타난다. 이러한 블록 현상과 왜곡 현상은 그림 9에서 볼 수 있다.

이러한 블록 현상 및 왜곡 현상을 극복하기 위하여 다음과 같은 과정을 거친다.

- 1)  $f_{c1}$ 을 기준 프레임으로 두고  $f_{t-1}$  또는  $f_{t+1}$ 을 참조 프레임으로 하여 MAD 연산 값 중 1x1 블록과 동일한 최소 오차값을 갖는 블록을 선택한다.
- 2) NaN 영역에 대하여 블록 크기를 128x128부터 1x1까지 순차적으로 전역탐색을 실시한다.
- 3) 1x1 블록과 동일한 최소 오차값을 갖는 블록을 선택하는 과정을 반복한다.
- 4) 블록의 크기는 내림차순으로 128부터 하나씩 감소시키면서 움직임 벡터를 찾는다.



Fig. 9. Distortion due to straight full search and compensation

그림 9. 한꺼번에 전역탐색 및 보상으로 인한 왜곡

### 3. $f_{t-1}$ 과 $f_{t+1}$ 의 최소 오차값 비교

참조 프레임  $f_{t-1}$  과  $f_{t+1}$  에 대한 전역 탐색을 통하여 얻어진 각각의 최소 오차값을 비교함으로써 어떤 프레임의 움직임 벡터를 이용하여 GRNN 트레이닝을 하고 어떤 크기의 블록을 사용할지 결정한다. 다시 말해  $f_{t-1}$  과  $f_{t+1}$  에 최소 오차값을 각각  $C_{t-1}$  과  $C_{t+1}$  으로 정의할 때, 더 작은 최소 오차값에 해당하는 프레임의 최소 오차값을 연산하기 위해 사용되었던 블록 크기와 또한 그 블록을 이용하여 얻어진 움직임 벡터가 선택되는 것이다. 최소 오차값 비교를 통해 프레임, 블록 크기, 움직임 벡터가 선택 되었으면 보상하고자 하는 영상의 움직임 벡터를 GRNN 알고리즘을 이용하여 재추정하게 된다. 앞서 시도한 참조 프레임  $f_{t-2}$ ,  $f_{t-1}$ ,  $f_{t+1}$ ,  $f_{t+2}$  과 기준 프레임  $f_{t1}$  의 전역탐색에서 얻어진 움직임 벡터를 GRNN 트레이닝을 하기 위해서 가로축(x축)과 세로축(y축) 좌표를 분리해 벡터맵을 구성한다. 프레임  $f_{t-2}$ ,  $f_{t-1}$ ,  $f_{t+1}$ ,  $f_{t+2}$  들의 x축 움직임 벡터를  $v_{t-2}(x)$ ,  $v_{t-1}(x)$ ,  $v_{t+1}(x)$ ,  $v_{t+2}(x)$  이라 하고, y축의 움직임 벡터를  $v_{t-2}(y)$ ,  $v_{t-1}(y)$ ,  $v_{t+1}(y)$ ,  $v_{t+2}(y)$  으로 정의하여 각 축의 움직임 벡터맵에 대해서 GRNN 트레이닝을 하게 된다. 이 때 최소 오차값 비교에 의해서 선택된 프레임( $f_{t-1}$  또는  $f_{t+1}$ )에 따라 GRNN 트레이닝 세트에서 선택된 프레임의 움직임 벡터를 제외시킨다.

### 4. GRNN을 이용한 움직임 벡터 트레이닝

동영상의 프레임간의 움직임 벡터의 변화가 일정하지 않으므로 3.3절에서 얻어진 x축 벡터맵  $v_{t-2}(x)$ ,  $v_{t-1}(x)$ ,  $v_{t+1}(x)$ ,  $v_{t+2}(x)$  과 y축 벡터맵  $v_{t-2}(y)$ ,  $v_{t-1}(y)$ ,  $v_{t+1}(y)$ ,  $v_{t+2}(y)$  을 가지고 비선형 움직임 벡터를 추정하기 위하여 입력데이터와 출력 데이터와의

학습이 필요하다.  $C_{t-1}$  이  $C_{t+1}$  보다 작을 경우 x축 벡터맵  $v_{t-2}(x)$ ,  $v_{t+1}(x)$ ,  $v_{t+2}(x)$  과 y축 벡터맵  $v_{t-2}(y)$ ,  $v_{t+1}(y)$ ,  $v_{t+2}(y)$  을 이용하여 입력 데이터 벡터  $X$  와 출력 데이터 벡터  $Y$  를 각각 구성한다. 그와 반대로  $C_{t+1}$  이  $C_{t-1}$  보다 작을 경우 x축 벡터맵  $v_{t-2}(x)$ ,  $v_{t-1}(x)$ ,  $v_{t+2}(x)$  과 y축 벡터맵  $v_{t-2}(y)$ ,  $v_{t-1}(y)$ ,  $v_{t+2}(y)$  을 이용하여 입력 데이터 벡터  $X$  와 출력 데이터 벡터  $Y$  를 구성한다. 이때 입력 층에 입력 데이터 벡터  $X$  가 들어오면 벡터  $X$  의 패턴과 뉴런이 분리되어 패턴층에 보내진다. 패턴의 수는  $v_{t-2}(x)$ ,  $v_{t+1}(x)$ ,  $v_{t+2}(x)$  또는  $v_{t-2}(x)$ ,  $v_{t-1}(x)$ ,  $v_{t+2}(x)$  3개로 구성되어 있고, 입력 패턴의 수는 입력 데이터 벡터  $X$  의 성분의 개수이다. 이때 패턴의 수와 입력의 뉴런수를 각각  $m$  과  $n$  이라 정의하면, 결국 패턴층은 식 (9)와 같은  $m \times n$  개의 가중행렬  $W_p$  으로 표현된다.

$$W_p = X^T \quad (9)$$

또한 합산층에서는 입력 데이터 벡터  $X$  의 패턴 수만큼의 1 벡터들을 출력 데이터 벡터  $Y$  에 추가한다. 합산층에 대한 가중행렬  $W_s$  는 식 (10)과 같다.

$$W_s = [Y \quad \vec{1}] \quad (10)$$

그러므로 입력 데이터 벡터  $X$  와 출력 데이터 벡터  $Y$  와의 관계를 통해 패턴층의 가중행렬  $W_p$ , 합산층의 가중행렬  $W_s$  를 구함으로써 트레이닝 세트 구성을 마친다.

### 5. 움직임 벡터 추정 및 보간 프레임 생성

y축 벡터를 추정하기 위해서  $C_{t-1}$  과  $C_{t+1}$  의 비교를 통해 선택된 프레임  $f_{t-1}$  또는  $f_{t+1}$ , 의 움직임 벡터  $v_{t-1}(x)$  또는  $v_{t+1}(x)$  값을 입력시킨다. 패턴층에서는 가중행렬  $W_p$  와 입력값과의 유클리디안 거리  $D$  를 식 (11)과 같이 계산한다.

$$D^2 = (X - X_i)^T (X - X_i) \quad (11)$$

식 (12)의 가우스 함수는 패턴층에서 계산된다. 가우스 함수가 가중행렬  $W_s$  와 곱해져서 나온 출력들의 합을 가중행렬  $W_s$  가 곱해지지 않은 출력들의 합으로 나눔으로써 출력층에는 추정된 움직임 벡터  $\hat{v}_i(y)$  가

나오게 된다.

$$\exp\left(-\frac{D^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

마찬가지 이와 같은 방법으로 최소 오차값 비교에 의해 결정된 움직임 벡터  $v_{t-1}(y)$  또는  $v_{t+1}(y)$ 를 트레이닝 세트에 입력을 하여 x축 벡터  $\hat{v}_t(x)$ 를 추정한다. 추정된 움직임 벡터  $\hat{v}_t(x)$ 와  $\hat{v}_t(y)$ 를 이용하여 선택된 프레임에서의 블록을 추정된 움직임 벡터만큼 이동시켜 보상을 하여 보간 프레임을 생성한다. 그림 10(a)와 (b)는 원본 프레임과 보간 프레임을 보여준다.

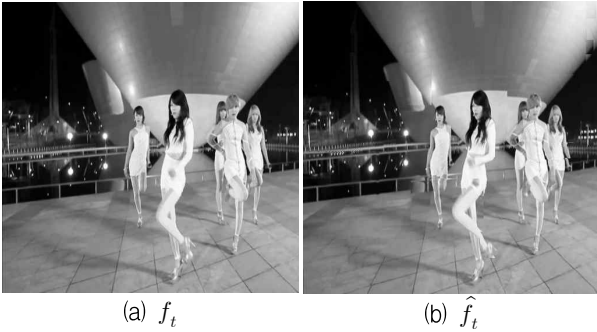


Fig. 10. Original and compensated frames  
그림 10. 원본 프레임과 보간 프레임

#### IV. 실험결과

본 논문에서 제안하는 알고리즘의 성능 평가를 위해, 프레임 평균, 단방향 프레임 보간, 양방향 프레임 보간과 제안한 알고리즘을 이용한 프레임 보간을 적용한 프레임의 PSNR 및 시각적 화질을 비교한다.

##### 1. 실험 환경

실험에 사용된 영상은 Foreman, Bang, 그리고 Mother-daughter 3개의 영상이며, 해상도는 512x512이다. 단방향 및 양방향 움직임을 적용한 영상은 16x16 블록 사이즈의 전역탐색을 하여 추정된 움직임 벡터를 사용하였다. 각 영상마다 배경과 객체의 움직임 유무, 카메라의 줌인(zoom-in)과 줌아웃(zoom-out), 이동 등 다양한 특징이 있다. Foreman 영상의 특징으로는 움직이는 주요 객체인 남성은 우에서 좌로 얼굴을 돌리며, 카메라의 초점 역시 남성을 따라 우에서 좌로 이동하는 영상이다. 그리고 객체의 움직임이 크고 줌인, 줌아웃 효과가 없다. Bang 영상의 특징은 다수의 여성이 나와 퍼포먼스를 하는 것으로 움직임이 크고 불규칙하다. 또한 카메라 초점

의 이동, 줌인과 줌아웃 효과가 들어가 있다. Mother-daughter 영상은 성인 여성과 어린 여자아이가 카메라를 보며 이야기 하는 영상이다. 객체의 움직임이 작으며 카메라 초점의 이동이 없고, 줌인, 줌아웃 효과가 없다. 또한 주변 환경이 고정되어 있다.

Table 1. Characteristics of experimental images  
표 1. 실험 영상의 특징

영상	주객체의 움직임	줌인/ 줌아웃	카메라 동선	주변환경 변화
Foreman	크다	무	우→좌	무
Bang	크다	유	줌인→ 줌아웃	유
Mother-daughter	작다	무	무	무

##### 2. PSNR 비교 및 분석

Foreman, Bang, Mother-daughter 3개의 실험 영상의 30프레임에 대하여 프레임 평균, 단방향 움직임 보상, 양방향 움직임 보상, GRNN을 이용하여 움직임 벡터를 재추정하지 않은 기법과 GRNN을 이용하여 움직임 벡터를 재추정한 기법을 적용하였으며 PSNR 결과는 그림 11과 같다. 그래프의 하단은 실험에 사용된 영상을 나타내고 그래프의 왼쪽은 PSNR의 정량적 수치(dB)를 나타낸다. 각 영상 당 프레임 보간 기법에 따른 PSNR 수치를 5개의 막대그래프로 표현하였다. 파란색 바탕에 백색 점의 막대는 프레임 평균을 나타내고, 빨간색 수직선 막대와 초록색 사선의 막대는 각각 단방향과 양방향 움직임을 보상을 나타낸다. 또한 보라색 민무늬 막대는 GRNN을 적용하지

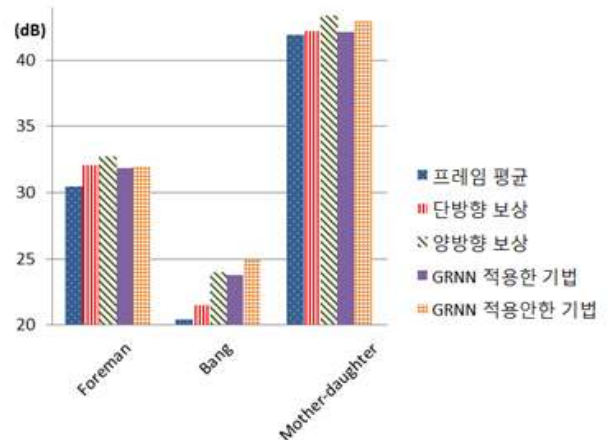


Fig. 11. PSNR comparison for each image  
그림 11. 각 영상에 대한 PSNR 비교

않은 기법을 나타내고, 오렌지색 격자 막대는 GRNN을 적용하여 움직임 벡터를 재추정하였을 때의 PSNR을 보여준다.

Foreman, Mother-daughter에는 양방향 움직임 보상을 이용한 프레임 보간 기법의 성능이 가장 좋았으며, Bang은 GRNN을 적용하였을 때의 프레임 보간 기법의 성능이 가장 좋았다. 또한 모든 영상에서 GRNN을 적용하였을 때가 GRNN을 적용하지 않았을 때 보다 PSNR 성능이 높게 나타났다. 이러한 결과는 GRNN을 이용하여 움직임 벡터를 재추정 하였을 경우 PSNR 성능이 향상됨을 보여준다. 따라서 Foreman, Mother-daughter 영상에 제안한 알고리즘을 적용하였을 경우 양방향 움직임 보상 기법보다 PSNR 성능이 떨어짐을 통해 프레임과 블록 크기가 적합하게 선택되지 않았음을 알 수 있다.

3. 시각적 화질 비교 및 분석



Fig. 12. Result for Foreman image  
그림 12. Foreman 영상에 대한 결과

그림 12는 Foreman 영상에 대한 결과를 나타낸다. 그림 12(a)와 (b)는 이전 프레임과 현재 프레임을 나타내며 (c), (d), (e), (f)는 각각 프레임 평균, 단방향 움직임 보상, 양방향 움직임 보상, 제안한 알고리즘을 적용한 보상 프레임을 보여준다. 그림 12(c)에는 (a)와 (b)의 객체의 변화만큼 움직임 번짐을 보이며 객체가 중첩이 되는 고스트 현상을 보인다. 그림 12(d)와 (e)는 남성의 눈, 코, 입에 작은 블록 현상들이 집중되어 보이는 반면, 그림 12(f)에는 남성의 눈, 코, 입에 있던 작은 블록 현상이 사라졌다. 그 이유는  $f_{t-1}$ 에서 남자의 눈, 코, 입이 선택되어 보상되었고  $f_{t+1}$ 에서 남성의 오른쪽 눈가의 주름과 볼이 선택되었기 때문이다. 그러나 여전히 눈가의 블록과 볼의 블록 현상이 두드러진다.

그림 13은 줌인, 줌아웃 효과가 있는 Bang 영상에 대한 결과이다. 그림 13(a)는 프레임 왼쪽에 여성의 어깨와 팔 일부가 보이고 마이크를 잡고 있는 여성의 옷이 선명하게 보이는 특징을 갖는 이전 프레임을 나



Fig. 13. Result for Bang image  
그림 13. Bang 영상에 대한 결과



타낸다. 그림 13(b)는 프레임 왼쪽에 여성의 신체가 거의 보이지 않으며, 마이크를 잡은 여성의 모습은 확대되었고 옷은 움직임 번짐으로 인해 흐릿하게 보이는 현재 프레임이다. 그림 13(c)는 프레임 평균의 단점인 고스트 현상이 보이며, 그림 13(d)는 프레임의 급격한 변화로 인해 전반적으로 심각한 블록현상을 나타낸다. 그림 13(e)에서는 전반적인 블록현상은 줄어들었으나 여전히 마이크를 잡은 여성의 얼굴과 몸에서 블록현상이 존재한다. 그림 13(f)에서는 마이크를 잡은 여성의 얼굴과 신체에 작은 블록 현상들은 사라졌으며, 여성의 형태가 선명해졌다. 그 이유는  $f_{t-1}$ 에서 마이크를 들고 있는 여성의 몸과 프레임 왼쪽 여성의 신체 일부가 선택되어 보상되었기 때문이다. 또한  $f_{t+1}$ 에서 마이크를 든 여성의 얼굴이 선택되어 보상되었다. 그러나 마이크를 든 여성의 팔 일부가 안 보이게 보상되었고, 프레임 왼쪽과 오른쪽에 부자연스럽게  $f_{t+1}$ 의 잔상이 남아 있다.

그림 14는 어머니가 딸 쪽으로 고개를 움직이는 영상이다. 이 영상의 특징은 프레임 내 객체의 움직임이 굉장히 작다. 그림 14(a)와 (b)는 이전 프레임과 현재 프레임을 각각 보여준다. 그림 14(c)에서는 영상의 중첩이 보이고 (d)에서는 어머니의 얼굴에서 블록현상이 나타난다. 그림 14(e)에서는 어머니의 얼굴의 블록 현상이 줄어들고 자연스러워졌지만 여전히 블록 현상들이 존재한다. 그림 14(f)에서는 프레임 왼쪽의 오른쪽 검정색 선이 약간 울퉁불퉁하게 튀어나온 것을 제외하고 눈에 띄게 왜곡 현상이 보이지 않는다. 또한 이전 프레임에서 어머니가 입이 열려있는 부분과 현재 프레임에서 딸의 입이 닫힌 부분이 각각 자연스럽게 보상되었다.

## V. 결론

본 논문에서는 단방향 및 양방향 움직임 보상을 통해 인접 프레임 사이의 영상을 보간하는 기존 알고리즘이 실제 프레임과 움직임 벡터를 선형적으로 추정하여 보상함으로써 생기는 블록 현상과 왜곡 현상을 극복하고자  $f_{t-1}$ 과  $f_{t+1}$  프레임의 움직임 벡터를 MAD에 기반한 최소 오차값 비교에 따라 1x1과 동일한 최소 오차값을 갖는 블록 중 가장 큰 블록을 선택하고 그 블록이 갖는 움직임 벡터를 GRNN 알고리즘을 이용하여 비선형적으로 재추정하여 움직임을 보상하였다. 실험 결과는 제안한 알고리즘을 적용하였을 때의 PSNR 성능이 일부 영상에는 우수했으나 Foreman, Mother-daughter 영상에는 프레임과 블록 선택의 과정에서 단순히 최소 오차값 비교에 따라 잘 못 선택

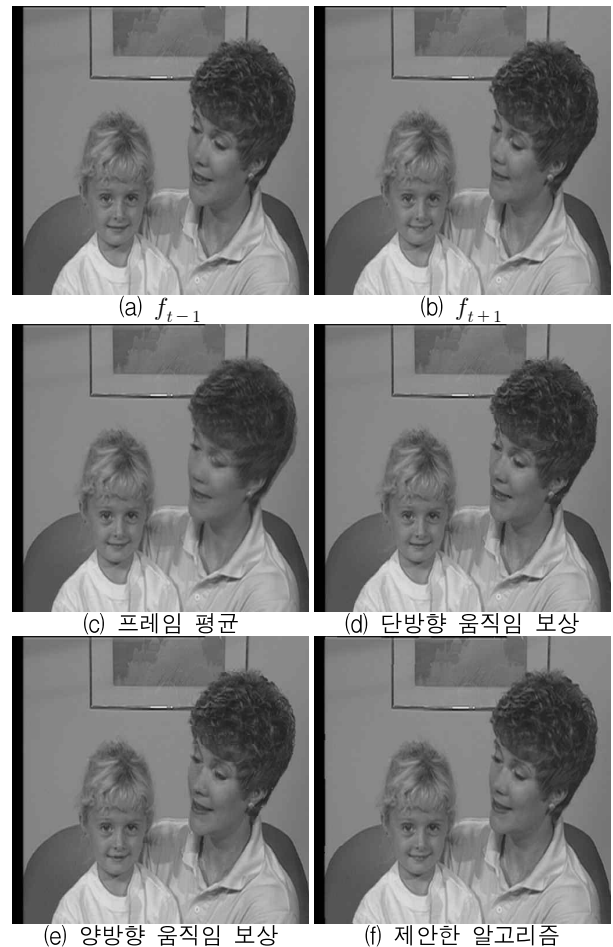


Fig. 14. Result for mother-daughter image

그림 14. Mother-daughter 영상에 대한 결과

되는 경우 PSNR 성능이 떨어짐을 확인 하였다. 하지만 주관적 화질면에서 제안한 알고리즘을 적용하였을 때, 움직임이 큰 영역에서의 블록현상이 줄어들어 시각적인 왜곡이 감소하였음을 확인하였다. 나아가 프레임 선택 및 블록 크기를 선택하는 과정에서 정교한 알고리즘을 적용하면 더욱 향상된 결과가 기대된다.

## References

- [1] Hyeong-chul Oh, Joo-hyun Lee, Chang-ki Min, and Je-chang Jeong, "Adaptive Frame Rate Up-Conversion Algorithm using the Neighbouring Pixel Information and Bilateral Motion Estimation," *The Journal of Korea Information and Communications Society*, Vol. 35, No. 9, pp. 761-770, 2010.
- [2] J.H. Park, "A Study on the Frame Rate Conversion Using the Shape Based Motion Estimation and the Edge Direction Information" PhD Thesis, Chonnam National

University, February 2011.

- [3] G. Dane and T. Q. Nguyen, "Optimal Temporal Interpolation Filter for Motion-compensated Frame Rate Up Conversion," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 15, No. 4, pp. 978-991, April 2006.
- [4] Seung-hyun Choi and Seong-won Lee, "Frame Interpolation using Dominant MV," *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, Vol. 46, No. 6, pp. 123-131, November 2009.
- [5] Jin-soo Kim, "Frame-Adaptive Distortion Estimation for Motion Compensated Interpolated Frame," *Journal of the Korea Contents Association*, Vol. 12, No. 3, pp. 1-8, March 2012.
- [6] Hyeong-chul Oh, "Efficient frame rate up-conversion algorithm using adaptive threshold and motion re-estimation," MS Thesis, Hanyang University, February 2011.
- [7] Min-kyu Lee and Hyun-wook Park, "Frame Interpolation using Bilateral Motion Refinement with Rotation," *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, Vol. 46, No. 5, pp. 135-142, September 2009.
- [8] K. A. Bugwadia, E. D. Petajan, and N. N. Puri, "Progressive-scan Rate up-conversion of 24/30 Source Materials for HDTV," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol. 42, No. 3, pp. 312-321, August 1996.
- [9] Iain E. Richardson, *H.264 and MPEG-4 Video Compression*, John Wiley & Sons Inc., 2003.
- [10] Young-oh Han, "A study on motion prediction and subband coding of moving pictures using GRNN," *Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, Vol. 5, No. 3, pp. 256-261, June 2010.
- [11] D. Tomandl and A. Schober, "A Modified General Regression Neural Network with New Efficient Training Algorithms as a Robust 'black box'-Tool for Data Analysis," *Elsevier Neural Network*, Vol. 14, No. 8, pp. 1023-1034, 2001.
- [12] C. Li and A. C. Bobik, "Blind Image Quality Assessment Using a General Regression Neural Network," *IEEE Transactions on Neural Network*, Vol. 22, No. 5, pp. 793-799, 2011.
- [13] Ji-yoon Park and Chang-woo Lee, "Efficient Motion Vector Correction Method in Motion Compensated Interpolation Technique Using Bilateral Motion Estimation," *The Journal of Korea Information and Communications Society*, Vol. 34, No. 7, pp. 687-696, July 2009.

## BIOGRAPHY

### Seung-Joo Lee (Member)



2011: BS degree in Electronics Engineering, Kookmin Univ.  
2013: MS degree in Electronics Engineering, Kookmin Univ.  
2013~Present: Researcher, LIG ADP Co.,Ltd

### Min-Suk Bang (Student Member)



2010 : BS degree in Electronics Engineering, Kookmin Univ.  
2010~Present : Unified course of the MS and PhD degree in Electronics Engineering, Kookmin Univ.

### Kee-Bang Yun (Member)



1976: BS degree in Electronics Engineering, Soongsil Univ.  
1981: MS degree in Electronics Engineering, Soongsil Univ.  
2001: PhD degree in Electronics Engineering, Kookmin Univ.  
1981~2010: Professor, Dept. of Electronics Engineering, Junior College of Incheon.  
2010~Present: Professor, Dept. of Electronics Engineering, Incheon National Univ.

### Ki-Doo Kim (Member)



1980: BS degree in Electronics Engineering, Sogang Univ.  
1988: MS degree in Electronics Engineering, The Pennsylvania State Univ.  
1990: PhD degree in Electronics Engineering, The Pennsylvania State Univ  
1980~1985: Research Engineer, Agency for Defense Development.  
1991~Present: Professor, School of Electronics Engineering, Kookmin Univ.