

## 동영상 압축 방식을 위한 적응 움직임 벡터 예측 방식

정중우\*\*, 김지희\*, 홍민철\*\*  
승실대학교 정보통신공학과\*\*  
엠큐브웍스\*

### Adaptive Motion Vector Prediction algorithm for Video Coding

Jong-Woo Jung\*\* and Ji-Hee Kim\* and Min-Cheol Hong\*\*  
School of Electronic Engineering, Soongsil University\*\*  
Mcube Works Co.\*  
Email: nobreaky@vipl.ssu.ac.kr

#### Abstract

본 논문에서는 최소 계승 선형 예측 방식의 예지 방향성을 이용하여 공간영역에서의 다양한 움직임 벡터 예측기를 적응적으로 설정하는 방식을 제안하고자 한다. 적응 움직임 예측 방식은 동영상 움직임 벡터가 국부 통계적인 특성의 돌연한 변화로 특징지어진다는 것을 바탕으로 예측기를 움직임 벡터의 통계적인 특성에 따라 전환하는 방식이다. 본 논문에서 사용된 최소 계승 예측 방식은 움직임 벡터의 다양한 통계적 특성을 이용하여 국부적으로 움직임 벡터 예측 계수를 최적화하지만 최적화 과정에서 매우 큰 계산량을 갖게 됨으로 실제적으로 적용하기가 어려웠다. 그러므로 본 논문에서는 최소 계승 예측 방식을 예지 방향성의 관점에서 재해석하여 적응적으로 움직임 벡터 예측기를 개선하므로 계산량을 줄이면서 일정한 성능을 유지함을 확인 할 수 있었다.<sup>1</sup>

#### I. 서론

일반적인 동영상 표준 부호화 방식은 추정된 움직임 벡터를 더 효율적으로 압축하기 위해 DPCM 을 기반으로 움직임 벡터의 상관관계를 이용하여 예측기를 설

정한다[1]. DPCM 을 기반으로 하는 움직임 벡터 예측 방식은 추정된 움직임 벡터와 예측된 움직임 벡터의 차이 값의 분산과 동적 영역이 추정된 움직임 벡터의 분산과 동적 영역 보다 작은 값을 가짐으로써 압축을 효율적으로 증가시킨다. 일반적인 블록 기반 방식에서 각 블록의 움직임 벡터 예측기는 부호화된 움직임 벡터들로 구성된 학습창안에 현재 블록과 인접한 처리된 움직임 벡터들을 이용하여 설정된다.

최근에 개발이 완료된 JVT(Joint Video Team) 표준 부호화 방식을 포함한 기존의 동영상 표준 부호화 방식은 움직임 벡터를 부호화하는 과정에서 움직임 벡터 예측 방식으로 벡터 미디언 필터를 사용한다. 미디언 예측 기법은 인접한 블록의 움직임 벡터를 이용하는 문맥 기반 비선형 예측 방식으로 움직임 예지를 보전하는 성질로 인해 평균예측보다 성능이 우수하고, 복호기에서 전송된 예측오류와 이미 처리된 인접 블록의 움직임 벡터만으로 움직임 벡터를 재구성하는 이점을 갖는다. 그러나, 평균예측보다 계산량이 많고, 빠르고 복잡한 움직임을 갖는 동영상에서는 선형예측보다 움직임 벡터의 예측오류의 분산이 크게 나타난다.

이러한 문제점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 예측 방식으로 최소 계승을 기반으로 하는 적응 움직임 벡터 예측 방식에 대해 기술한다. 적응 움직임 벡터 예측 방식은 움직임 벡터가 국부 통계적인 특성의 돌연한 변화(예지)로 특징지어진다는 것을 바탕으로 예측기를 움직임 벡터의 통계적인 특성에 따라 전환하는 방식으로 크

본연구는 정보통신 진흥원 대학기초 사업에 지원으로 수행되었음

계 두 가지로 구분할 수 있다. 전환 함수를 이용하여 간단하고 고정된 예측기들 중 하나를 적용적으로 결정하는 방식[2]과 각 움직임 벡터의 예측 계수만을 적용적으로 설정하는 방식이다[3].

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서 제안된 방식의 이론적 배경인 최소 계승 방식[4]을 살펴보고, 3장에서 최소 계승 방식의 에지 방향성을 설명한다. 또한 제안된 방식의 계산량을 줄이는 방식에 대해서 제시하고 4장 및 5장에서 제안된 방식을 뒷받침하는 실험결과 및 결론에 대해 기술한다.

## II.이론적 배경

영상 내에 움직임 벡터가 스택순서로 저장되어 있다고 가정하여 동영상내의 한 프레임의 공간좌표를 하나의 인덱스인  $n$  으로 기술한다. 최소 계승 기반의 움직임 벡터 예측 방식은 움직임 벡터의  $N$  차 마코비안(Markovian)성질에 의해  $N$  개의 인접한 처리된 움직임 벡터만을 고려한다. 움직임 벡터 예측 방식에 사용되는 인접한 처리된 움직임 벡터의 순서에 따라 예측된 움직임 벡터는 다음과 같다.

$$pred \quad mv(n) = \sum_{k=1}^N a(k)mv(n-k) \quad (1)$$

예측기를 설정하기 위해 명확하게 움직임 에지를 검출하고 그의 방향성을 추정하는 것은 매우 어려운 문제이다. 움직임 에지의 검색이나 방향의 명백한 추정 대신에, 최소 계승 기반의 움직임 예측 방식은 아래와 같은 학습창 안에 예측 계수를 지역적으로 최적화하여 움직임 에지 방향에 적응적이고 최적의 근사한 예측기를 설정한다.

그림 1에서와 같이, 움직임 벡터 예측 계수를 최적화하기 위해 설정된 학습창은 두 개의 직사각형 안에  $M=2T(T+1)$ 개의 인접한 처리된 움직임 벡터들로 구성된

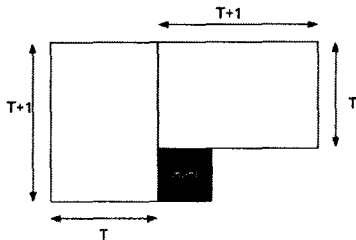


그림 1. 움직임 벡터 예측 계수를 최적화하기 위해 설정된 학습창

다. 학습창을  $M \times 1$  열 벡터  $\vec{y}=[X(n-1)\dots X(n-M)]^T$  로 명시하면  $\vec{y}$  를 예측하기 위한 인접한 움직임 벡터들은  $M \times N$  형태인 다음과 같은 행렬로 주어진다.

$$C = \begin{bmatrix} mv(n-1-1) & \dots & mv(n-1-N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ mv(n-M-1) & \dots & mv(n-M-N) \end{bmatrix} \quad (2)$$

식 (2)의  $mv(n-j-k)$ 는  $mv(n-j)$ 를 예측하기 위한  $k$  번째 이웃하는 움직임 벡터이다. 학습창 내의 움직임 벡터 예측 계수는 최소 계승 최적화 과정을 통해 얻어진다

$$\min \|\vec{y} - C\vec{a}\|_2^2 \quad (3)$$

식 (3)은 다음과 같은 해를 갖는다

$$\vec{a} = (C^T C)^{-1} (C^T \vec{y}) \quad (4)$$

식 (4)에서  $\vec{a} = [a(1)\dots a(N)]^T$  은 최적화된 움직임 벡터 예측 계수이다. 위의 결과는 전통적인 선형 예측 이론[5]에 의해서도 유도될 수 있다. 정적인 가우시안 분포에 대한 평균 제곱 오류 예측 방식은 2 차 통계적인 특성인 공분산으로 결정된다.

$$\vec{a} = R_{xx}^{-1} \vec{r}_x \quad (5)$$

식(5)에서  $\vec{r}_x = [r_1 \dots r_k \dots r_N]^T$  ( $1 \leq k \leq N$ ),  $r_k = Cov\{mv(n)mv(n-k)\}$  이고,  $R_{xx} = [R_{kl}]$   $R_{kl} = Cov\{mv(n-k)mv(n-l)\}$ , ( $1 \leq k, l \leq N$ ) 을 나타낸다. 기하학적으로 식 (5)는  $mv(n-1)\dots mv(n-N)$ 에 따라 펼쳐진 부분공간 상에  $mv(n)$ 을 정사영한 것이다. 그러나, 대부분의 움직임 벡터는 정적인 사우시안 분포 가정에 위반되기 때문에 움직임 벡터의 예측하는 과정에서 국부 통계적 특성을 이용하여 예측기를 설계한다. 위에서 정의된  $C$  와  $\vec{y}$  를 이용하여 추정된 2 차 통계적인 특성 ( $\hat{R}_{xx}, \hat{r}_x$ ) 은 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{R}_{xx} = \frac{1}{M} C^T C, \quad \hat{r}_x = \frac{1}{M} C^T \vec{y} \quad (6)$$

식 (6)을 식 (5)에 대입하면, 식 (4)을 얻는다.

## III.움직임 에지 방향성

임의적인 움직임 에지 방향은 움직임 에지 영역에서의 적응성을 떨어뜨리는 원인이 되기 때문에 예측 방식의 적응성은 적응 예측 방식의 성능을 좌우한다. 그러나, 움직임 에지 방향에 따라 결정되는 최적의 예측 방식을

개발하기는 어려움이 있다. 앞에서 기술한 바와 같이, 움직임 에지를 검출하여 방향을 추정하는 것은 그 자신의 한계성(예 robustness)을 가지고 있다. 그와는 반대로, 최소 계승 기반의 적응 움직임 예측 방식은 움직임 에지 방향성으로 인해 방향성을 최적화 하여 움직임 벡터를 예측한다.

최소 계승 최적화 과정에서 설정된 학습창안에 인접한 처리된 움직임 벡터들은 움직임 에지 주변의 움직임 벡터들과 움직임 에지에서 떨어져 있는 움직임 벡터들로 분류된다. 움직임 에지에서 떨어져 있는 움직임 벡터들에서 행렬 C 는 특이 행렬이 되어 최소 계승 최적화 과정은 유일한 해를 갖지 못할 수도 있다. 실제로 움직임 에지에서 떨어져 있는 움직임 벡터들에서의 최적 예측 집합은 N 차 영역의 다중평면  $\sum_{k=1}^N a(k)=1$  안에 존재하는 반면에 움직임 에지 주변의 움직임 벡터들에서는 행렬 C 가 정칙 행렬이 되어 해가 유일하게 존재하므로, 움직임 에지 주변의 움직임 벡터들의 최적 예측 집합은 다중평면  $\sum_{k=1}^N a(k)=1$  의 부분 집합이 된다. 분류된 움직임 벡터들의 위와 같은 성질은 최소 계승 최적화 과정에서 움직임 에지 주변의 움직임 벡터들이 주도적인 역할을 담당하므로 움직임 에지 방향성을 가능하게 한다.

움직임 에지 방향성 예측방식의 주요한 단점은 막대한 계산량이다. 최소 계승 최적화 과정의 문제점은 식 (4)의 공분산 행렬  $C^T C$  을 연산하는 것이다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 제안 방식에서는 일정한 성능을 유지하면서 움직임 벡터들 중 일부분만을 최소 계승 최적화 과정에서 사용함으로써 계산량을 줄이는 방식에 대해 기술한다.

움직임 에지 방향성 예측 방식은 다음의 두 가지 면을 바탕으로 한다. 첫째, 움직임 에지 주변의 움직임 벡터들을 최적화하는 예측 계수는 같은 움직임 에지를 따르는 인접한 움직임 벡터에 대해서도 적용 가능하다. 둘째, 하나의 움직임 에지에서 최적화된 예측 집합은 배경 영역의 최적화된 예측 집합의 부분 집합이다. 이러한 성질은 움직임 에지 주변에 움직임 벡터에서 최적화된 예측 계수를 저장하여 다음 움직임 에지가 존재할 때까지 반복적으로 사용하는 것을 가능하게 한다. 그러므로, 최소 계승 최적화 과정은 움직임 벡터 단위가 아닌 움직임 에지 단위로 수행된다.

본 연구에서는 움직임 예측 방식을 움직임 에지 단위로 수행하기 위해 다음과 같은 전환 방식을 제안한다. 예측 오류  $e(n) = mv(n) - m\hat{v}(n)$  의 크기가 이미 설정된 임계치 이상이면 예측 계수를 개선하기 위해 최소 계승 최적화 과정이 수행되고 이하이면 다음 움직임 벡터를 예측하기 위해 저장된 예측 계수를 사용한다.

#### IV. 실험결과

제안된 적응 움직임 예측 방식을 실험하기 위해 학습창은  $M=4, N=4$  로 설정하였다. 예측 오류와 비교하여 움직임 벡터를 움직임 에지영역과 비움직임 에지영역으로 나누는 임계치 값은 실험을 통해 91 로 설정하였다.

제안된 적응 움직임 예측 방식은 JVT JM3.9 의 미디언 예측과의 객관적, 주관적인 성능을 비교를 위하여 여러 동영상에서 다양한 비트율 및 프레임 울에서 실험하였다. 제안된 방식의 객관적인 성능을 측정하기 위해 PSNR(Peak to Signal to Noise Ratio)이 사용되었으며, 주관적인 성능 비교를 위해 두 방식을 이용한 결과의 화질 차이를 이용하였다. 또한 계산량 비교를 위해 실험 영상을 각 방식에 적용하여 프레임당 부호화되는 시간을 이용하였다. 그림 3 및 5 에서 표기된 바와 같이, 객관적 성능 비교인 PSNR 은 비트율과 무관하게 JM3.9 의 미디언 예측과 매우 유사함을 알 수 있다.

그림 4 및 6 에 도시되어 있는 바와 같이, 제안된 방식은 JM3.9 의 미디언 예측보다 계산량이 절감됨을 알 수 있었다. 이는 움직임 에지 방향성을 기반으로 움직임 벡터를 적응적으로 개선한 결과이다. 이는 움직임 에지 주변의 움직임 벡터들을 최적화하는 예측 계수가 같은 움직임 에지를 따르는 인접한 움직임 벡터에 대해서도 적용 가능하고, 하나의 움직임 에지에서 최적화된 예측기 집합은 움직임 배경 영역의 최적화된 예측기 집합의 부분 집합이라는 최소 계승 예측 방식의 에지 방향성에 기인한다

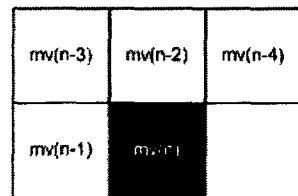


그림 2. 실험에 사용된 학습창

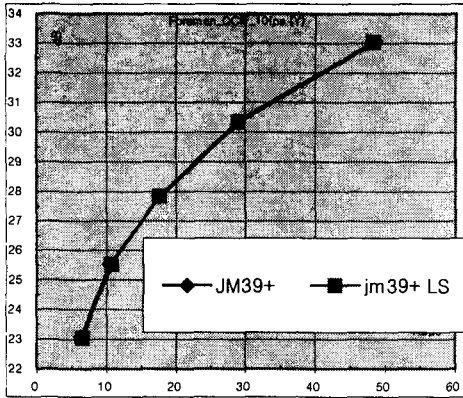


그림 3. Foreman 영상의 비트율에 따른 PSNR 비교

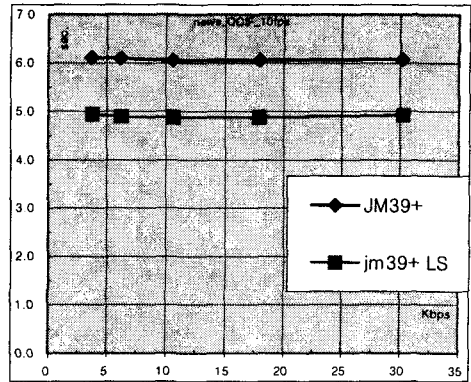


그림 6. News 영상의 비트율에 따른 계산량 비교

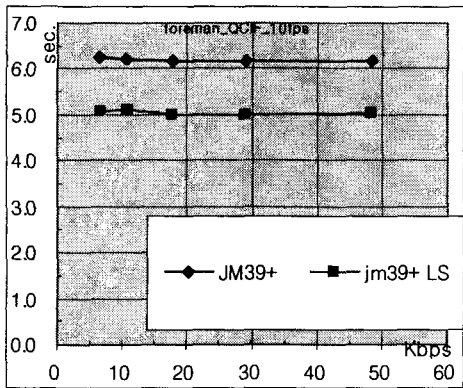


그림 4. Foreman 영상의 비트율에 따른 계산량 비교

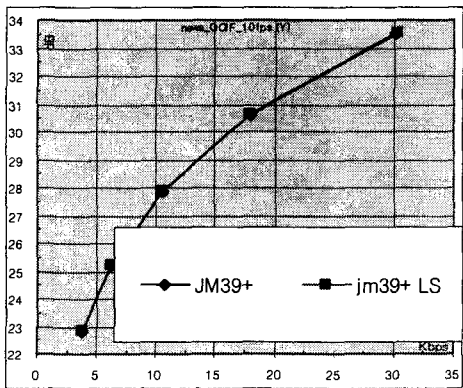


그림 5. News 영상의 비트율에 따른 PSNR 비교

### V. 결론

본 논문에서는 예측될 움직임 벡터의 이미 처리된 인접한 블록의 움직임 벡터를 움직임 에지 주변의 움직임 벡터와 움직임 에지에서 떨어져 있는 움직임 벡터로 나

누어 에지 주변의 움직임 벡터에서만 최소 계승 예측 방식을 사용하여 예측기를 개선한 적응 움직임 벡터 예측 방식을 제안하였다. 그러므로, 제안된 방식은 에지 주변에 움직임 벡터에서 최적화된 예측 계수를 저장하여 다음 번 에지를 만날 때까지 반복적으로 사용하여 최소 계승을 이용한 예측 방식의 방대한 계산량을 줄일 수 있었다.

### 참고문헌

- [1] D. H. Kang, J.H. Choi, Y.H. Lee, and C. Lee, "Application of a DPCM System with Median Predictors for Image Coding," *IEEE Trans. Con. Elec.* Vol. 38, pp. 429-435, Aug.1992
- [2] X. Wu and N. Memon, "Context-based adaptive lossless image coding," *IEEE Trans. Commun.*, vol.45, pp. 437 - 444, Apr. 1997
- [3] M. Weinberger, G. Seroussi and G. Sapiro, "The LOCO-I lossless image compression algorithm: Principles and standardization into JPEG-LS," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, pp. 1309-1324, Aug. 2000
- [4] X. Li and M. Orchard, "edge- directed prediction for lossless compression of natural images," in *Proc. Int. Conf. Image Processing*, vol. 4, pp.. 58-62, Oct.1999
- [5] N. Jayant and P. Noll, *Digital Coding of Waveforms: Principles and Applications to Speech and Video*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1984
- [6] H. Ye, G. Deng, and J. Devlin, "Least squares approach for lossless image coding," in *Proc. 5th Int. Symp. Signal Processing Applications*, vol. 1, pp. 63-66, 1999