

# 적응적 다단계 연속 제거 알고리즘

준회원 안태경\*, 정회원 문용호\*\*, 김재호\*

## An Adaptive Multilevel Successive Elimination Algorithm

Tae-Gyoung Ahn\* Associate Member, Yong-Ho Moon\*\*, Jae-Ho Kim\* Regular Members

### 요약

본 논문에서는 고속 전역 탐색 알고리즘 가운데 좋은 성능을 나타내는 다단계 연속 제거 알고리즘을 개선시킨 적응적 다단계 연속 제거 알고리즘을 제안한다. 여러 레벨로 구성되어진 다단계 연속 제거 알고리즘에서 검사 시작 레벨을 적응적으로 선택함으로써 불필요한 레벨에서의 검사를 제거한다. 모의 실험 결과로부터 제안 알고리즘이 다단계 연속 제거 알고리즘보다 적은 계산량으로 최적의 움직임 벡터를 얻을 수 있음을 확인하였다.

### ABSTRACT

In this paper, an adaptive multilevel successive algorithm is presented. The algorithm introduces an adaptive initial level scheme to the conventional multilevel successive algorithm (MSEA). It efficiently removes the unnecessary computations required for judging the invalid candidate blocks at redundant level. The simulation results show that the proposed algorithm obtains the optimal motion vector with reduced computations compared to MSEA.

### I. 서론

MPEG-1/2/4, H.26x와 같은 다양한 동영상 압축 표준안에서 움직임 추정 (motion estimation; ME)을 통하여 프레임간의 시간적 중복성을 제거한다. 이를 위한 움직임 추정 방식으로는 하드웨어 구현이 용이한 블록 정합 알고리즘 (block matching algorithm; BMA)이 널리 사용되고 있다. 블록 정합 알고리즘은 현재 프레임에 있는 블록과 가장 유사한 블록을 이전 프레임에서 찾는 방식이다. 이때 두 블록의 유사성을 판단하기 위한 정합 척도로서 곱셈 연산이 요구되지 않는 SAD (sum of absolute difference)가 주로 사용된다. 가장 간단한 블록 정합 알고리즘으로는 완전 전역 탐색 (exhaustive full-search) 방식이 있다. 이 방식은 주어진 탐색

영역내의 모든 후보 블록에 대하여 탐색을 수행한다. 따라서 항상 최적의 움직임 벡터를 보장하지만 계산량이 많은 단점을 지닌다[1]. 이와 같은 단점을 보완하기 위하여 고속 움직임 추정 기법[2,3,4]들이 제안되어 왔다. 그러나 이 기법들은 계산량이 감소하는 이점에도 불구하고 탐색영역의 일부에서만 탐색을 수행하기 때문에 국부 최소 (local minimum)에 빠질 수 있는 문제점을 가진다.

최근에 적은 계산량으로 최적의 해를 찾는 고속 전역 탐색 (fast full-search) 방식이 연구되고 있다. Li와 Salari는 현재 블록과 후보 블록간의 SAD 계산에 앞서 두 블록의 평균 차를 이용하여 최적의 해가 될 가능성이 없는 후보 블록들을 제거하는 연속 제거 알고리즘 (successive elimination algorithm; SEA)[5]을 제안하였다. 제거되지 않은

\* 부산대학교 전자공학과 (tgahn@pusan.ac.kr, jhkim@pusan.ac.kr)

\*\* 부산외국어대학교 디지털정보공학부 (yhmoon5@pufs.ac.kr)

논문번호 : 030271-0625, 접수일자 : 2003년 6월 25일

※ 본 연구는 부산대학교 기성희의 재원 학술 연구 조성비에 의한 연구입니다.

후보 블록들에 대한 SAD 계산만을 수행함으로써 계산량이 절감된다. SEA의 성능을 보다 향상시키기 위하여 Gao, Duanmu, Zou는 SEA를 다단계로 일반화시킨 다단계 연속 제거 알고리즘 (multilevel SEA; MSEA)[6]을 제안하였다. MSEA는 가능성 없는 후보 블록을 레벨에 따라 순차적으로 제거해 나감으로서 보다 많은 블록들을 제거한다. 하지만 가능성 없는 후보 블록 여부를 판별하기 위한 검사를 여러 레벨에 걸쳐 수행해야 하기 때문에 이를 위한 계산이 증가하는 단점을 지닌다.

본 논문에서는 각 후보 블록에서 가능성 없는 블록의 검사 시작 레벨을 적응적으로 선택함으로써 불필요한 레벨에서의 검사를 최소화하는 알고리즘을 제안한다. 기존의 MSEA에서 가능성 없는 블록의 검사는 항상 레벨 0에서부터 시작된다. 이러한 점은 많은 후보 블록들에서 계산량 낭비를 가져온다. 이와 같은 계산량 낭비를 감소시키기 위하여 검사 시작 레벨을 추정하여 사용하는 방법을 본 논문에서 제안한다. 제안 알고리즘은 검사 시작 레벨 추정을 위하여 영상의 공간적 상관성을 이용한다. 일반적인 영상에서 SAD 값들은 높은 공간적 상관성을 가진다. 이로 인하여 가능성 없는 블록들의 제거 레벨 또한 높은 공간적 상관성을 가지게 된다. 이러한 사실에 근거하여 제안 알고리즘은 주위 블록들의 제거 레벨로부터 현재 블록의 제거 레벨을 추정한다. 추정된 제거 레벨을 검사 시작 레벨로 사용함으로써 불필요한 검사를 감소시킨다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 고속 전역 탐색 알고리즘에 대한 간략한 소개와 MSEA의 개선점에 대해 언급하고, 3장에서는 제안하는 알고리즘을 설명한다. 4장에서는 제안 알고리즘에 대한 실험 결과를 보여주고, 5장에서는 결론을 맺는다.

## II. 고속 전역 탐색 알고리즘

움직임 추정 시 가장 유사한 블록을 찾기 위한 정합 척도로서 SAD가 주로 사용된다. 두 블록간의 SAD는 식 (1)과 같이 정의된다.

$$SAD^{(m,n)} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |B_c(i,j) - B_p^{(m,n)}(i,j)| \quad (1)$$

여기서  $N$ 은 블록의 크기를 나타내며,  $B_c(i,j)$ 와  $B_p^{(m,n)}(i,j)$ 는 각각 현재 프레임과 이전 프레임에

위치한 현재 블록과 후보 블록을 나타낸다.  $(m,n)$ 은 현재 블록과의 상대적 위치를 의미한다. 최적의 움직임 벡터  $(x,y)$ 는 가장 작은 SAD를 가지는 후보 블록의 위치로서 다음과 같이 나타내어진다.

$$(x,y) = \arg \min_{(m,n)} SAD^{(m,n)} \quad (2)$$

전역 탐색 방식은 최적의 움직임 추정을 보장하지만 계산량이 많은 문제점을 지니고 있다. 최근에 이러한 문제점을 해결하기 위한 고속 전역 탐색 방식들이 연구되어지고 있다.

### 1. 연속 제거 알고리즘 (SEA)

현재 블록과 후보 블록의 평균 성분 (sum norm)과 SAD 사이에는 식 (2)와 같은 부등식이 성립함을 Li와 Salari는 [5]에서 증명하였다.

$$|R - M^{(m,n)}| \leq SAD^{(m,n)} \quad (3)$$

여기서  $R$ 과  $M^{(m,n)}$ 는 각각 현재와 이전 프레임에서 각 블록의 평균 성분을 나타내며 각각 식 (4)와 (5)로 정의되어진다.

$$R = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |B_c(i,j)| \quad (4)$$

$$M^{(m,n)} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |B_p^{(m,n)}(i,j)| \quad (5)$$

주어진 탐색 영역 내에서 현재 후보 블록까지의 탐색 과정에서 구해진 최소 SAD를  $SAD_{\min}$ 이라고 하자. 식 (3)으로부터  $SAD_{\min}$  보다  $|R - M^{(m,n)}|$ 이 클 경우에는  $SAD^{(m,n)}$ 이  $SAD_{\min}$ 보다 항상 클 것임을 알 수 있다. SEA는 이와 같은 사실을 이용하여 최적의 움직임 벡터가 될 수 없는 후보 블록들을 제거함으로써 계산량을 감소시킨다. 그림 1은 SEA의 흐름도를 나타낸다.

### 2. 다단계 연속 제거 알고리즘 (MSEA)

SEA의 성능을 보다 향상시키기 위하여 SEA를 다단계로 일반화시킨 MSEA가 제안되었다. MSEA에서는 현재 블록과 후보 블록이 그림 2와 같은 피라미드 형태의 다단계로 구성된다. 레벨 1에서의 각

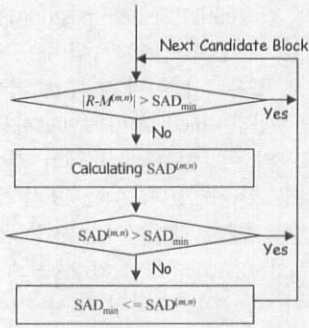


그림 1. SEA의 흐름도

픽셀 값은 레벨  $l+1$ 에서 이웃하는  $2 \times 2$  픽셀들의 합으로서 구해진다. 다음의 식은 이것을 나타낸다.

$$R_l(i, j) = R_{l+1}(2i, 2j) + R_{l+1}(2i+1, 2j) + R_{l+1}(2i, 2j+1) + R_{l+1}(2i+1, 2j+1) \quad (6)$$

$$M_l^{(m, n)}(i, j) = M_{l+1}^{(m, n)}(2i, 2j) + M_{l+1}^{(m, n)}(2i+1, 2j) + M_{l+1}^{(m, n)}(2i, 2j+1) + M_{l+1}^{(m, n)}(2i+1, 2j+1) \quad (7)$$

만약 부분 블록 SAD (sub-block SAD; SSAD)를 다음과 같이 정의하면

$$SSAD_l^{(m, n)} = \sum_{i=0}^{2^l-1} \sum_{j=0}^{2^l-1} |R_l(i, j) - M_l^{(m, n)}(i, j)| \quad (8)$$

아래의 관계가 수학적 부등식에 의해 쉽게 유도되어진다.[6,7]

$$SSAD_0^{(m, n)} \leq SSAD_1^{(m, n)} \leq SSAD_2^{(m, n)} \leq SSAD_3^{(m, n)} \leq SAD^{(m, n)} \quad (9)$$

여기서  $l$ 은 MSEA의 레벨을 나타낸다.  $N=16$ 인 경우 레벨 4는 원 해상도 (original resolution)를 가지는 블록임을 그림 2로부터 알 수 있다. 또한,  $R_0$ 와  $M_0^{(m, n)}$ 는 각각 SEA에서의  $R$ 과  $M^{(m, n)}$ 에 대응된

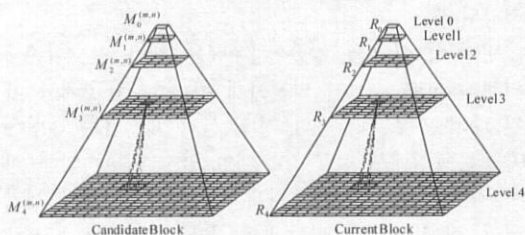


그림 2. MSEA에서 현재 블록과 후보 블록의 다단계 피라미드 구조

다. 레벨이 증가함에 따라  $SSAD_l^{(m, n)}$ 이  $SAD^{(m, n)}$ 에 근접해 감을 식 (9)로부터 볼 수 있다. 따라서 레벨 0부터 시작하여 레벨을 증가시키며 순차적으로  $SSAD_l^{(m, n)}$ 과  $SAD_{min}$ 을 비교함으로써 보다 많은 가능성 없는 후보 블록들을 제거할 수 있다. 그림 3은 MSEA의 흐름도를 나타낸다. MSEA는 그림 3과 같이 레벨 0에서 시작하여 순차적으로 가능성 없는 후보 블록 여부를 검사한다. 어떤 레벨에서 전 가능성이 없다고 판단되면 바로 다음 후보블록으로 넘어가게 된다. SEA에 비하여 여러 단계를 거치기 때문에 보다 많은 가능성 없는 후보 블록들을 제거할 수 있다. 반면, 가능성 없는 후보 블록에 대한 검사가 여러 레벨에서 수행됨으로 인하여 그에 따른 계산량이 증가하는 단점이 존재한다.

### III. 제안 알고리즘

앞서 살펴본 바와 같이 기존의 MSEA는 가능성 없는 후보 블록이 제거되어지는 레벨에 관계없이 항상 레벨 0에서부터 검사를 수행한다. 예를 들어 임의의 후보 블록이 레벨 3에서 가능성 없는 블록으로 판정되는 경우 MSEA는  $SSAD_{0-3}^{(m, n)}$ 을 계산하여 검사를 수행하여야 한다. 만약 해당 후보 블록에서 가능성 없는 블록 검사를 레벨 2부터 시작한

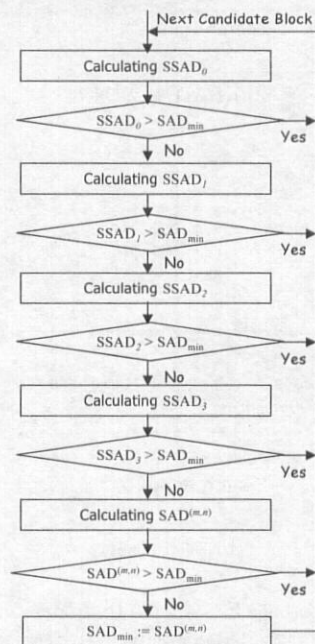
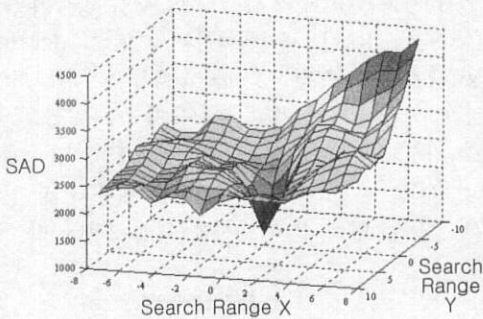


그림 3. MSEA의 흐름도

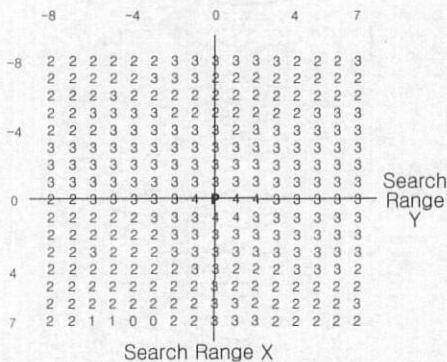
다면 SSAD<sub>0</sub><sup>(m,n)</sup>과의 SSAD<sub>1</sub><sup>(m,n)</sup> 계산은 수행하지 않아도 되므로 불필요한 계산을 줄일 수 있다. 본 논문에서는 각 후보 블록에서 검사 시작 레벨을 추정하여 사용함으로써 불필요한 레벨에서의 검사를 최소화하는 알고리즘을 제안한다.

일반적인 영상에서 SAD 값들은 극부적으로 높은 공간적 상관성을 가진다. 이로 인하여 제거 레벨 또한 높은 상관성을 가지게 된다. 그림 4는 Football 실험영상에서 80번째 프레임의 26번째 매크로블록에 대한 SAD 분포 평면과 그에 따른 제거 레벨을 나타낸다. 그림 4의 (a)는 SAD 값들이 연속적인 분포를 가지는 것을 보여준다. 이에 대응되는 제거 레벨 또한 연속적으로 변화함을 그림 4의 (b)를 통해 알 수 있다. 그림 4의 (b)에서 각 숫자들은 해당 후보 블록이 가능성 없는 블록으로 판정되어 제거 되어진 레벨을 나타낸다. 영문자 P는 탐색을 시작하

는 초기 탐색 점 (initial search position)을 표시한다. 일반적으로 초기 탐색 점의 위치는 원점 또는 주위의 매크로 블록에서 이미 획득된 최적의 움직임 벡터들의 중간값 (median)이 주로 사용된다. 그림 4의 (b)로부터 이웃하는 제거 레벨 간에는 변화가 크지 않음을 알 수 있다. 또한, 초기 탐색 점 P에서 멀어질수록 제거 레벨이 낮아지는 경향을 보이고 있다. 제안 알고리즘은 이와 같은 두 가지 특성을 이용하여 각 후보 블록의 검사 시작 레벨을 추정한다. 그림 5는 제안하는 검사 시작 레벨 추정 방법을 단계별로 묘사한 것이다.



(a) SAD 분포 평면



(b) 제거 레벨들

그림 4. Football 실험영상(80'th frame, 26'th MB)에 대한 SAD 분포 평면과 그에 따른 제거 레벨들

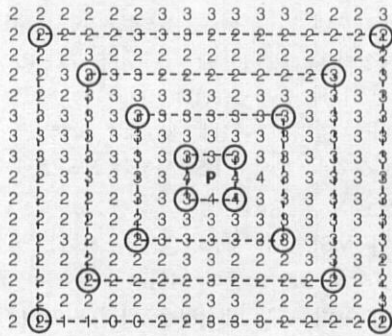
**단계 1.** 그림 5의 (a)와 같이 초기 탐색 점 P를 중심으로 대각선 방향의 동그라미 위에 위치한 후보 블록들의 실제 제거 레벨들을 알아낸다. 실제 제거 레벨은 MSEA를 시작 레벨을 0으로 하여 수행함으로써 알아 낼 수 있다.

**단계 2.** 각 동그라미 사이의 점선에 위치한 후보 블록들에 대한 시작 레벨은 양쪽 끝에 위치한 제거 레벨들 중에서 작은 값으로 선택한다. 그림 5의 (b)의 예에서 타원으로 쳐진 후보 블록들에서는 양방향 화살표가 가리키는 2와 3 중에서 작은 값인 2를 시작 레벨로 하여 검사를 수행하게 된다.

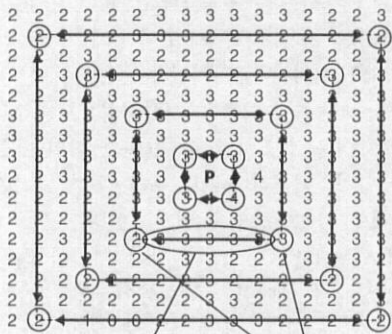
**단계 3.** 단계 2를 거친 후 남은 후보 블록들에서의 시작 레벨은 가장 근접한 두개의 후보 블록의 제거 레벨 가운데 작은 값으로 선택한다.

그림 5의 (b)에서 타원 내에 위치한 후보 블록들의 경우를 고려해 보자. 먼저 양쪽 끝에 위치한 동그라미 속의 제거 레벨 2와 3을 구하기 위하여 시작 레벨이 0인 MSEA가 적용될 것이다. 이를 위한 계산량은 기존의 MSEA와 동일할 것이다. 타원 내의 후보 블록들에 대해서는 위에서 설명한 추정 방법에 따라 시작 레벨 2부터 MSEA가 적용되어진다. 따라서 타원 내의 다섯 후보 블록에서 레벨 0과 1에서의 검사가 생략되고 이에 해당하는 계산량이 절감된다.

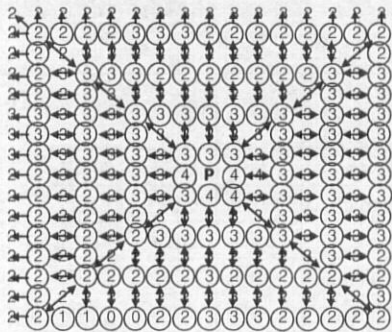
반면, 그림 6과 같은 경우에는 제안 알고리즘에 의해 계산량 손실이 발생하게 된다. 그림 6에서 타원 내의 후보 블록들의 경우 실제 제거되는 레벨은 0 또는 1임에도 불구하고 제안 알고리즘에 의해 검사 시작은 레벨 2부터 하게 된다. 레벨 0에서 제거 되어 짐에도 불구하고 레벨 2를 수행하게 됨으로 인하여 레벨 1과 2에 해당하는 계산량만큼 손해를 보게 된다. 그런데 레벨 0에서 가능성 없는 블록으



(a) 단계 1



(b) 단계 2



(c) 단계 3

그림 5. 제안하는 검사 시작 레벨 추정 알고리즘

로 판정되었다면 식 (8)에 따라 레벨 2에서도 당연히 가능성 없는 블록으로 판정되게 된다. 따라서 이와 같은 경우에도 계산량의 손해는 발생하지만 움직임 벡터의 결과에는 영향을 미치지 않는다. 따라서 제안 알고리즘은 항상 최적의 움직임 벡터를 찾

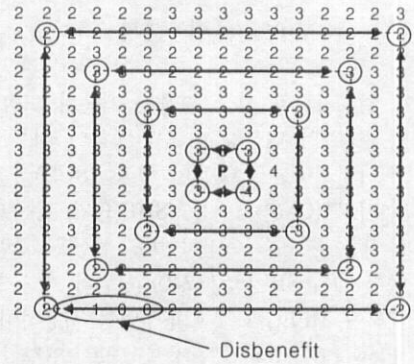


그림 6. 제안 알고리즘에서 계산량 손실이 발생하는 경우

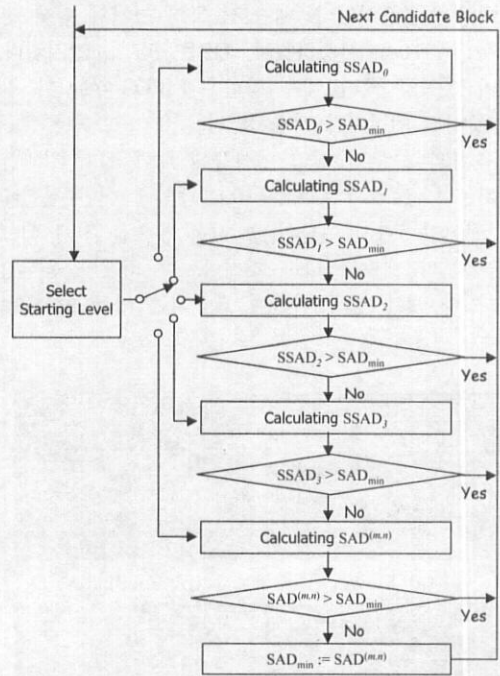


그림 7. 제안 알고리즘의 흐름도. 시작 레벨을 적응적으로 선택하는 점을 제외하고 MSEA와 동일하다.

을 수가 있다. 그림 7은 제안 알고리즘의 전체 흐름도이다. 그림 7로부터 제안 알고리즘이 검사 시작 레벨을 적응적으로 선택하는 점을 제외하고는 기존의 MSEA와 동일함을 알 수 있다.

#### IV. 실험 결과

제안 알고리즘의 성능 평가는 기존의 고속 전역 탐색 방식들과의 연산량 비교를 통하여 이루어졌다. 이를 위하여 덧셈 (ADD), 뺄셈 (SUB), 절대치 (ABS), 비교 (CMP), 이동 (SHIFT)과 같은 5가지 연산의 사용 횟수를 측정하였다. 실험은 그림 8과 같이 다섯 개의 SIF (352×240) 형식의 표준 동영상들에 대하여 MPEG-4 부호화기[9]를 사용하여 행해졌다. Flower와 Mobile은 전체적으로 일정한 방향의 움직임을 보여주고, Football과 Tennis는 불규칙적인 움직임 특성을 나타낸다. 또한 TableTennis는 비교적 평탄한 영역을 많이 가지면서 완만한 움직임을 보이는 동영상이다. 입력 동영상은 30Hz, 100프레임을 사용하였다. 매크로블록의 크기와 탐색 영역은 16×16을 사용하였고, QP는 8로 고정시켰다. 초기 움직임 벡터 예측 방법은 MPEG-4에서와 같이 중간값 연산자를 사용하였다.

표 1과 2는 각 실험 영상들에 대한 실험 결과를 보여준다. 표 1의 수치는 100프레임에 대한 실험에서 얻어진 5가지 연산의 총 사용 횟수를 전체 매크로블록의 개수로 나눈 것이다. 즉 최적의 움직임 벡터 한 개를 얻기 위하여 요구되는 평균 연산 횟

수를 의미한다. 표 2는 기존의 고속 전역 탐색 알고리즘들 가운데 가장 빠른 것으로 알려진 MSEA에 대한 계산량 감소 비율을 나타낸다. 기존의 알고리즘들에서 탐색 순서 (search order)는 성능이 가장 뛰어나다고 알려진 나선형 (spiral) 탐색 순서를 사용하였다. 위의 표에서 ESEA[8]는 MSEA에서 제거되지 않고 남은 SAD<sup>(m,n)</sup> 계산을 효율적으로 수행함으로써 MSEA의 계산량을 감소시키는 알고리즘이다. 표 1과 2는 기존의 MSEA에 비하여 제안 알고리즘이 보다 적은 계산량을 가짐을 보여준다. 제안 알고리즘과 같이 MSEA의 성능을 개선시킨 ESEA와의 비교에서도 많은 계산량 이득이 있음을 볼 수 있다. 이러한 사실로부터 제안 알고리즘에서 후보 블록의 검사 시작 레벨 추정에 의해 불필요한 레벨에서의 검사가 제거되었음을 알 수 있다. 또한 ESEA와 제안 알고리즘을 결합시킴으로써 MSEA의 계산량을 더욱 감소시킬 수 있음을 위의 표들이 말해주고 있다. 이러한 사실로부터 두 알고리즘이 상호보완적인 알고리즘임을 알 수 있다.

MSEA는 TableTennis와 같이 평탄한 특성을 가지는 영상에서 상대적으로 성능이 떨어짐을 표 1을 통하여 볼 수 있다. 반면, 표 2는 제안 알고리즘과 ESEA의 결합 알고리즘이 17.81%의 감소율로 가장

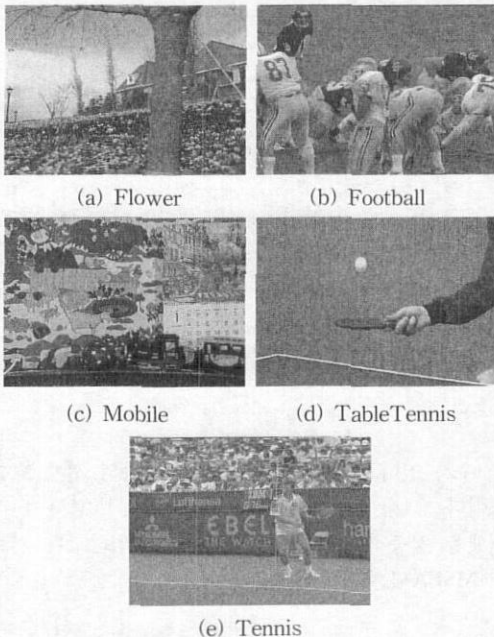


그림 8. 실험에 사용된 다섯 개의 표준 동영상

표 1. 기존 고속 전역 탐색 알고리즘과의 계산량 비교. 한 개의 움직임 벡터를 얻기 위하여 요구되는 평균 연산횟수를 나타낸다.

	MSEA	ESEA	Proposed	Proposed +ESEA
Flower	22961	22441	20417	19935
Football	26038	25780	22495	22257
Mobile	20266	20121	17818	17688
TableTennis	82101	79719	69756	67480
Tennis	31661	30727	27508	26639

표 2. MSEA에 대한 각 알고리즘들의 계산량 이득

	ESEA	Proposed	Proposed +ESEA
Flower	2.26%	11.08%	13.18%
Football	0.99%	13.61%	14.52%
Mobile	0.72%	12.08%	12.72%
TableTennis	2.90%	15.04%	17.81%
Tennis	2.95%	13.12%	15.86%

표 3. 검사 시작 레벨을 적응적으로 선택함으로써 이득이 되는 레벨과 손해가 되는 레벨의 수

Flower			
	Benefit	Disbenefit	Total
Level 0	2911532	0	2911532
Level 1	1568706	36858	1531848
Level 2	491734	48607	443127
Level 3	132679	36248	96431
TableTennis			
	Benefit	Disbenefit	Total
Level 0	3832021	0	3832021
Level 1	3334354	35122	3299232
Level 2	2850180	34426	2815754
Level 3	1186406	45451	1140955

높은 계산량 절감율을 나타냄을 보여준다. 또한 전반적으로 MSEA의 계산량이 높을수록 보다 높은 감소율을 나타냄을 알 수 있다. 이러한 사실로부터 제안 알고리즘이 MSEA의 결합을 보완해 주는 알고리즘임을 확인 할 수 있다.

제안 알고리즘의 구체적인 성능을 알아보기 위하여 검사 시작 레벨을 적응적으로 선택함으로써 이득이 되는 레벨의 수와 손해가 되는 레벨의 수를 조사하였다. 표 3은 이것을 요약한 것이다. 표 3에서 Benefit은 제안 알고리즘에 의하여 생략됨으로써 계산량 이득이 발생한 레벨의 수를 나타내고, Disbenefit은 그림 6의 경우와 같이 검사 시작 레벨의 추정이 잘못되어 오히려 계산량 손실이 발생한 레벨의 수를 의미한다. Total은 Benefit에서 Disbenefit을 뺀 것으로 제안 알고리즘의 실질적인 계산량 이득을 나타낸다. 표 3에서 레벨의 횟수는 100 프레임동안 측정된 횟수의 합으로 표시하였다. 표 3으로부터 제안 알고리즘에 의하여 손실보다 이득이 훨씬 많음을 알 수 있다. 특히, "TableTennis" 같은 시퀀스의 경우 계산량이 많은 레벨 2와 3에서도 상당히 많은 이득이 발생함을 볼 수 있다. 또한, 손실의 양이 미미한 것으로 보아 제안하는 검사 시작 레벨의 추정이 제대로 되고 있음을 미루어 짐작할 수 있다. 이상의 실험결과들로부터 제안 알고리즘이 MSEA에 비하여 11~15% 적은 계산량만으로 최적의 움직임 벡터를 얻을 수 있음을 알 수 있다.

## V. 결론

본 논문에서는 MSEA를 개선시킨 적응적 MSEA를 제안하였다. 제안 알고리즘은 후보 블록에 대한 검사 시작 레벨을 적응적으로 선택함으로써 불필요한 레벨에서의 검사를 최소화하였다. 주위 블록들과의 공간적 상관성을 이용한 적응적 검사 시작 레벨 추정 방법은 구현이 복잡하지 않기 때문에 기존의 MSEA에 간단히 결합시킬 수 있는 장점이 있다. 또한 MSEA를 또 다른 방법으로 개선시킨 ESEA와도 결합하여 사용할 수 있기 때문에 보다 성능을 향상시킬 수 있다.

모의 실험을 통하여 제안 알고리즘은 MSEA보다 최대 15%의 계산 이득을 나타내었다. 뿐만 아니라 ESEA와의 결합을 통하여 최대 17%의 계산량을 절감할 수 있었다. 이상의 실험 결과로부터 제안 알고리즘이 MSEA보다 적은 계산량으로 최적의 움직임 벡터를 얻을 수 있음을 확인하였다.

## 참 고 문 헌

- [1] F. Dufaux, F. Moscheni, "Motion estimation techniques for digital TV: A review and a new contribution," *Proceedings of IEEE*, vol. 83, pp. 858-876, Jun. 1995.
- [2] T. Koga, K. Iinuma, A. Hirano, Y. Iyima, T. Ishi-guro, "Motion-compensated inter-frame coding for video conferencing," *Proceedings of NTC81*, New Orleans, LA, pp. G5.3.1-G5.3.5, Nov. 1981
- [3] S. Zhu and K. K. Ma, "A new diamond algorithm for fast block-matching motion estimation," *IEEE Trans. on Image Process.*, vol. 9, no. 2, pp. 287-290, Feb. 2000.
- [4] A. M. Tourapis, O. C. Au, and M. L. Liou, "Predictive Motion Vector Field Adaptive Search Technique(PMVFASST)-Enhancing block based motion estimation," *In Proc. SPIE Visual Comm Image Process. 2001*, vol. 4310, no. 2, pp. 883-892, Jan. 2001.
- [5] W. Li, E. Salari, "Successive elimination algorithm for motion estimation," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 4, pp.

105-107, Jan. 1995.

- [6] X. Q. Gao, C. J. Duanmu, C. R. Zou, "A multilevel successive elimination algorithm for block matching motion estimation," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 9, pp. 501-504, Mar. 2000.
- [7] Erwin Kreyszig, *Introductory functional analysis with applications*, John Wiley & Sons, New York, 1996.
- [8] M. Brüning, W. Niehsen, "Fast full-search block matching," *IEEE Trans. on Circuits and System for Video Technology*, vol. 11, pp. 241-247, Feb. 2001.
- [9] ISO/IEC JTC1 FDIS 14496-2(MPEG-4), *Information technology-Generic coding of audio-visual objects*, Part 2: Visual, 1998.

김 재 호(Jae-Ho Kim)

정회원



1980년 2월 : 부산대학교 전기  
기계공학과 (공학사)  
1982년 2월 : KAIST 산업전자  
공학과 (공학석사)  
1990년 2월 : KAIST 전기 및  
전자공학과 (공학박사)  
1988년 8월~1992년 2월 : 삼성전자 정보통신연구소  
책임연구원  
1992년 3월~현재 : 부산대학교 전자공학과 (정교수)

<주관심분야> VLSI, 동영상 압축, DSP 신호처리, 영상통신 시스템

안 태 경(Tae-Gyoung Ahn)

준회원

한국통신학회 논문지 제 27권, 제 9A호 참조

문 용 호(Yong-Ho Moon)

정회원



1992년 2월 : 부산대학교 전자  
공학과 (공학사)  
1994년 2월 : 부산대학교 전자  
공학과 (공학석사)  
1998년 8월 : 부산대학교 전자  
공학과 (공학박사)  
1998년 9월~2001년 8월 : 삼성

전자 중앙 연구소 Digital Media Lab. 책임연구원  
2001년 9월~2003년 2월 : 부산대학교 산업자동화  
및 정보통신분야 인력양성 사업단(BK21) (기금교수)  
2003년 3월~현재 : 부산외국어대학교 디지털정보공  
학부 (전임강사)

<주관심분야> 영상처리, 동영상 압축, VLSI, 신호 처리, 신경회로망