

論文2001-38SP-2-2

벡터길이 비교를 이용한 고속 Matching Pursuit (Fast Matching Pursuit based on Vector Length Comparison)

吳錫炳*, 全炳宇*

(Seokbyoung Oh and Byeungwoo Jeon)

요약

Matching Pursuit Algorithm은 저 전송 채널에서의 비디오 부호화에 뛰어난 효과를 나타내고 있지만, 주어진 입력 영상을 가장 유사하게 표현 하는데 필요한 구성 신호들을 찾아내기 위한 연산량이 많다는 현실적 문제점을 갖고 있다. 본 논문은 영상에 열화를 주지 않고 연산량을 크게 줄일 수 있는 새로운 방법을 제안한다. 이 방법은 전체적인 Matching Pursuit Algorithm중에서 가장 많은 연산을 요구하는, 영상을 구성하는 기본 신호들을 찾아내는데 필요한 내적 연산을 줄이는데 기초한다. 이를 위해 첫번째 과정으로 기존의 고속 방법인 분리성(Separable property)을 이용한 방법을 사용하여 주어진 입력영상과 수직성분의 1차원 기본 신호를 내적 하여 생성되는 결과값들을 저장한다. 두 번째 단계에서는 수평성분의 1차원 신호와의 내적 연산에 적용되는 부분들로 이루어진 1차원 신호들을 위치벡터의 개념을 도입하여 벡터길이를 측정 한 후, 그 길이 값과 현재까지의 최대 내적 절대값을 서로 비교한 후 수평성분과의 내적 연산을 수행할지 하지 않을지를 판단한다. 대부분의 신호들은 다음단계의 내적 연산을 필요로 하지 않기 때문에 내적 연산량을 크게 줄일 수 있다. 실험결과에 나타난 바와 같이, 대부분의 영상에서 확실히 전혀 열화를 수반하지 않고 기존 Neff의 고속방법보다 약 70%정도의 내적 연산량이 줄어들음을 알 수 있다.

Abstract

Matching pursuit algorithm was successfully demonstrated useful in low bit-rate video coding, However, one of the practical concerns related to applying the matching pursuit algorithm to application is its massive computation required for finding bases whose weighted sum best approximates the given input image. The main contribution of this paper is that we provide a new method that can drastically reduce the computational load without any degradation of image quality. Its main idea is based on reducing the number of inner product calculation required for finding best bases because the complexity of matching pursuit algorithm is due to the exhaustive local inner product calculation. As the first step, we compute a matrix which is the 1-D inner product of the given motion-compensated error input image with the 1-D vertical Gabor functions using the separable property of Gabor bases. In the second step, we calculate length of each vector in the matrix that corresponds to 1-D horizontal Gabor function, and compare the length with the current maximum absolute inner product value so far. According to the result of this comparison, one can decide whether or not to calculate the inner product. Since most of them do not need to calculate the inner product value, one can significantly reduce the computational load. Experimental results show that proposed method reduces about 70% of inner product calculation compared to the Neff's fast algorithm without any degradation of image quality.

* 正會員, 成均館 大學校 電氣電子 컴퓨터 工學部
(School of ECE, Sungkyunkwan University)

※ 본 논문은 정보통신부에서 지원하는 1999년도 대학
기초 연구지원사업으로 수행되었습니다

接受日字:2000年5月29日, 수정완료일:2000年11月15日

I. 서론

최근 64kb/s이하의 저 전송 채널을 이용한 화상통신의 요구가 점차 늘어 나고 있다. 그러나 현재 주로 사용되고 있는 DCT기반의 H.263이나 MPEG-4 방식^[1]은 저 전송률 채널 환경 하에서 문제점들을 갖고 있는데, 그 중 대표적인 것이 영상 블록화 현상이다^[2]. 최근에 연구되고 있는 Matching Pursuit^[3]을 이용한 방법들은 특히 저 전송 채널에서의 영상코딩에 있어서 기존의 DCT에 기반 한 방법들보다 객관적인 PSNR의 비교에서나, 주관적인 영상의 화질 비교에서 더욱 더 뛰어난 성능을 발휘함을 보여주고 있다^[4,5,6]. 그 이유는 Matching Pursuit 기반 방법이 블록기반의 방법에 비해서 영상의 자유로운 위치에서 부호화가 가능하고, 또 더욱 더 많은 수의 기본 신호들을 사용함에 따라 기존의 방법에서 문제시 되고 있는 영상 블록화 현상^[2]이나 링잉 효과(Ringing Effect)를 줄일 수 있기 때문이다. 그러나 위에서 언급한 바와 같이 Matching Pursuit의 방법이 뛰어난 부호화 효율을 보이고 있음에도 불구하고 실시간 응용에 적합하지 못한 가장 큰 요인은 부호화에 필요한 기본 신호들을 찾아내는데 많은 양의 내적 연산과정이 필요하기 때문이다. 따라서 이러한 문제점을 해결하고 실시간 영상 부호화를 수행하기 위하여 고속 방법이 절실히 요구되고 있는 상황이다.

계산량 과다의 문제점을 해결하기 위한 여러 방법 중 하나는, Matching Pursuit에 사용되는 사전(Dictionary)을 구성하는 기본 신호들의 수를 줄이는 것이다. 하지만 이 방법은 기본 신호의 수를 줄이는 만큼 영상의 열화현상도 함께 수반하므로 적용하는데 제약이 있다. 두 번째로는 사전을 구성하는 기본 신호의 크기를 줄이는 방법인데 이 방법 역시 기본 신호의 크기를 줄임으로서 큰 구조를 가지는 부분을 표현하는데 있어서 많은 수의 기본 신호들이 필요 하기 때문에 전송되어야 할 정보량이 많아진다는 단점을 가지게 된다. 세 번째 방법으로는 ME(Motion Estimation)의 과정에서 탐색영역을 줄이는 방법처럼 Matching Pursuit 과정에서도 최적의 기본 신호를 찾아내는 탐색영역을 줄이는 방법이다. 하지만 이 방법 역시 기존의 방법에 비해서 지역적인 최적을 찾아내기 때문에 화질 열화를 수반하므로 적절치 못한 방법이다. 위에서 언급한 단점들을 극복하고 영상에 열화를 주지 않으면서 연산량을

줄이기 위해 Neff는 2차원 기본 신호들의 집합인 사전의 분리성을 이용하였다^[6]. 그 이외에도 비록 약간의 화질열화는 수반하지만 연산량을 줄이는 방법들이 제시되고 있는데, 예를 들면 사전을 구성하는 기본 신호들을 사용빈도에 따라 적절히 그 수를 변경하거나, 사전의 구성 자체를 완전히 달리하는 방법들이 있다. 대표적인 방법으로는 Convolution을 이용한 방법^[7]과, VQ(Vector Quantization)을 이용한 방법^[8], 그리고 사전 자체를 더욱 더 효과적인 Harr Wavelet으로 구성하여 Matching Pursuit과정을 수행하는 방법^[9]들이다. 하지만 사전을 바꾼다던가, 영상에 열화를 수반하는 것은 특정응용에 따라 바람직하지 못한 방법일 수 있기 때문에 본 논문에서는 화질에 전혀 열화를 가져오지 않고, 기존의 사전을 그대로 사용하며, Neff가 제안한 고속 방법도 함께 병행할 수 있는 위치벡터의 거리 개념을 이용한 새로운 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 Matching Pursuit의 기본 개념에 대하여 설명하고, 3장에서는 제안한 방법을 자세히 설명한다. 4장에서는 실험 결과를 나타내며, 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

II. Matching Pursuit의 기본개념

1. Matching Pursuit 을 이용한 신호분해

Matching Pursuit의 기본개념을 이해하기 위하여 먼저 1차원적인 신호분해 방법을 생각한다. 1차원 신호분해의 Matching Pursuit 과정은 쉽게 2차원 영상분해 과정으로 확장될 수 있다. 분해하고자 하는 1차원 입력 신호를 $f(t)$ 라 하고, 주어진 입력신호를 분해하기 위하여 구성된 기본 신호들의 집합을 사전이라고 하고 D 라고 표시한다. 이 때 D 를 구성하는 기본 신호들을 $g_m(t)$ 라고 하자. 정의에 따라서 주어진 입력신호는 다음의 식(1)과 같은 형태로 분해될 수 있다. 여기서 a_n 은 선택된 n 번째 기본신호 $g_m(t)$ 에 곱해지는 확장상수이다.

$$f(t) = \sum_{n=0}^{\infty} a_n g_m(t) \quad (1)$$

따라서 적절한 확장상수와 기본 신호를 구하는 과정을 반복 함으로서 신호 분해가 이루어지게 된다. 이때, 적절한 기본 신호와 이에 해당하는 확장 상수들은 주어

진 입력 신호와의 차이 에너지가 가장 작아지도록 찾아진다. 에너지의 감소가 가장 많을 경우는 곧 확장상수 a_n 이 주어진 입력신호와 각각의 기본 신호를 내적 연산 했을 때 내적의 절대값이 가장 큰 경우이다. 따라서 a_n 은 다음의 식(2)와 같이 표현되어질 수 있다.

$$a_n = \langle f(t), g_n(t) \rangle \quad (2)$$

첫번째 분해과정을 수행하기 위하여 주어진 입력신호와 각각의 기본 신호를 모두 내적 연산하여 각각 그 내적 값의 절대값의 크기를 비교한 후 그 중 가장 큰 내적의 절대값을 가지는 기본 신호가 첫번째 분해과정에서 채택된 기본 신호가 되고, 그 내적 값이 첫번째 확장상수가 되는 것이다. 다음의 식(3)은 첫번째 분해과정을 거친 후의 표현식이다.

$$f(t) = a_0 g_0(t) + R_1 \quad (3)$$

여기서 R_1 은 주어진 입력 신호에서 a_0 와 g_0 에 의해서 분해되고 남은 나머지 신호이다. 다음 단계에서는 R_1 이 다시 입력신호가 되어 분해의 과정이 반복된다. 이와 같은 방법으로 m 개의 구성신호를 찾아내어 주어진 입력신호를 분해 했을 때, 전체적인 신호의 분해는 다음의 식(4)로 표현된다.

$$f(t) = \sum_{n=1}^m a_{nm} g_{rn}(t) + R_m \quad (4)$$

2. 2차원 사전의 구성

2차원 사전은 근본이 되는 하나의 윈도우 함수에 대해서 Scaling과 Translation, 그리고 Modulation의 과정을 부가하여 만들어진다^[6]. 윈도우 함수를 $g(t)$ 라고 하고, 스케일링 요소를 s , 트랜스레이션 요소를 u , 모듈레이션 요소를 ξ 라고 표현하면, 이때 각각의 요소들의 조합은 하나의 변수 $r=(s, u, \xi)$ 로 표현될 수 있고, 이때 만들어지는 1차원 기본 신호들은 다음의 식(5)로 표현되어진다.

$$g_r(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{t-u}{s}\right) e^{i\xi t} \quad (5)$$

여기서, 윈도우 함수는 여러 가지가 있을 수 있는데, 그 중 가우시안 윈도우 함수가 가장 많이 쓰이고 있다. 따라서 가우시안 윈도우 함수를 기본으로 해서 1차원 Gabor사전을 만들면 다음의 식(6)과 같다.

$$g(t) = \sqrt{2} e^{-\pi t^2}$$

$$g_\alpha(i) = K_\alpha \cdot g\left(\frac{i - \frac{N}{2} + 1}{s}\right) \cdot \cos\left(\frac{2\pi\xi\left(i - \frac{N}{2} + 1\right)}{16} + \phi\right) \quad (6)$$

이렇게 구성된 1차원 사전을 이용해서 2차원 영상에 적용될 2차원 사전을 만드는 방법은 식(7)과 같다.

$$g_{\alpha,\beta}(i, j) = g_\alpha(i) \cdot g_\beta(j) \quad (7)$$

여기서 α, β 는 각각 1차원 기본 신호의 인덱스를 나타낸다. 본 논문에서 사용한 값은 $\alpha, \beta=1, 2, \dots, 20$ 이다. 이때 각각의 기본 신호들은 스케일링 요소, 트랜스레이션 요소, 모듈레이션 요소에 따라 각기 다른 특성을 대표하게 된다. 본 논문에서 사용한 기본 신호를 정의하는 값들이 표 1에 나타나 있다. 이때 N은 기본 신호들의 크기 즉 샘플수를 나타낸다.

표 1. 1차원 Gabor 사전 정의 표
Table 1. Parameters defining the 1-D Gabor Dictionary.

	s	ξ	ϕ	N
1	1.0	0.0	0	1
2	3.0	0.0	0	5
3	5.0	0.0	0	9
4	7.0	0.0	0	11
5	9.0	0.0	0	15
6	12.0	0.0	0	21
7	14.0	0.0	0	23
8	17.0	0.0	0	29
9	20.0	0.0	0	35
10	1.4	1.0	$\pi/2$	3
11	5.0	1.0	$\pi/2$	9
12	12.0	1.0	$\pi/2$	21
13	16.0	1.0	$\pi/2$	27
14	20.0	1.0	$\pi/2$	35
15	4.0	2.0	0	7
16	4.0	3.0	0	7
17	8.0	3.0	0	13
18	4.0	4.0	0	7
19	4.0	2.0	$\pi/4$	7
20	4.0	4.0	$\pi/4$	7

표 1과 식(7)을 이용하여 만들어지는 2차원 Gabor사전의 모습은 그림 1에 나타나 있다.

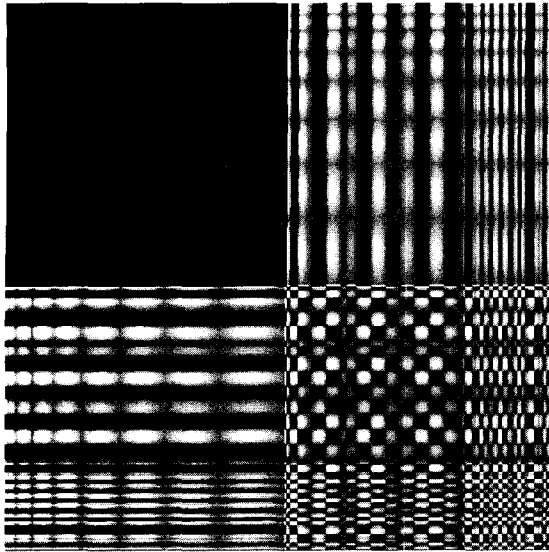


그림 1. 2차원 Gabor 사전
Fig. 1. 2-D Gabor Dictionary.

3. Matching Pursuit 과정

주어진 입력영상과 표 1에서 정의된 2차원 사전을 이용해서 Matching Pursuit을 수행하는 과정은 그림 2의 순서도에 나타나 있다.

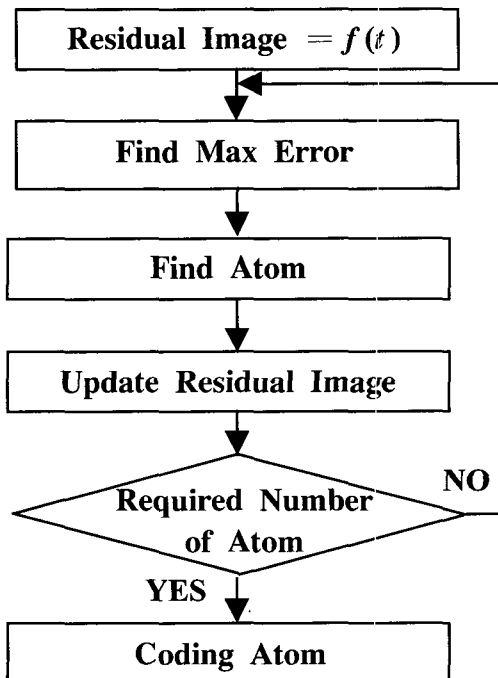


그림 2. Matching Pursuit 순서도
Fig. 2. Flowchart of Matching Pursuit.

먼저 주어진 입력영상은 영상 부호화 과정 중 이전 프레임과 현재의 부호화할 프레임간의 움직임보상 (Motion Compensation)과정을 거쳐서 얻어진 움직임 보상 에러 영상이 된다. 움직임 보상 에러 영상에서 12*12 크기의 슬라이딩 윈도우를 이용하여 에너지가 가장 많은 곳을 찾은 후 찾아진 블록의 중심점을 기준으로 하여 탐색영역의 크기(S)를 16*16으로 확장하여 만든 블록의 각각의 픽셀 중심에 2차원 기본 신호를 대응시켜서 내적 연산을 수행한다. 이때 내적 연산의 절대치가 가장 큰 기본 신호가 선택되고, 그 신호의 인덱스와 영상에서의 좌표 점 그리고 입력 영상과 선택된 신호의 내적 값 등 5가지 요소를 전송 또는 저장한다. 이 다섯 가지 정보를 Atom이라 한다. 그 후 선택된 구성신호와 확장상수를 곱해서 얻어지는 결과 영상을 입력영상에서 제거하여 다음 단계에서 적용될 새로운 입력영상을 만드는 과정을 수행하게 된다. 그림 3은 입력 영상을 중심으로 에너지가 가장 많은 블록과 확장된 탐색영역을 도식적으로 표시하고 있다.

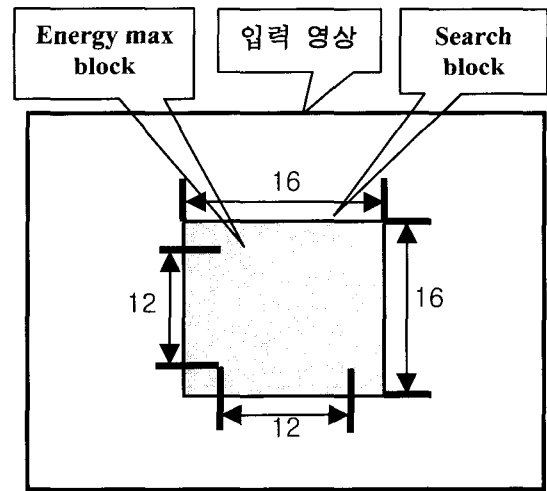


그림 3. 영상에서의 각 블록 위치
Fig. 3. Position of each block in input image.

III. 제안하는 방법

본 논문에서 제안하는 방법은 기존의 Neff가 제안한 고속 방법도 함께 사용하고 있으므로 먼저 Neff가 제안한 분리성을 이용한 방법을 간단히 설명한 후 본 논문에서 제안하는 새로운 방법을 추가 시킬 것이다. 특히 그림 4에 새롭게 나타난 16*50 크기의 Matrix는 2차원

입력 영상과 수직 성분의 1차원 기본 신호의 내적 결과값들의 집합으로 구성된 Matrix로서 중간 계산 결과에 해당한다.

1. Neff's fast algorithm 과정

Neff가 제안한 고속 방법은 Gabor 사전이 1차원의 기본 신호를 2차원적으로 확장하여 만들어졌기 때문에, 내적 연산을 수직 성분과 수평 성분의 1차원 기본 신호로 나누어 계산할 수 있음을 기본으로 하여 제안된 방법이다. 그림 4는 2차원 입력 영상과 수직 성분의 1차원 기본 신호와의 내적 연산과 그 결과로 얻어지는 Matrix를 만드는 과정을 자세히 보여주고 있다.

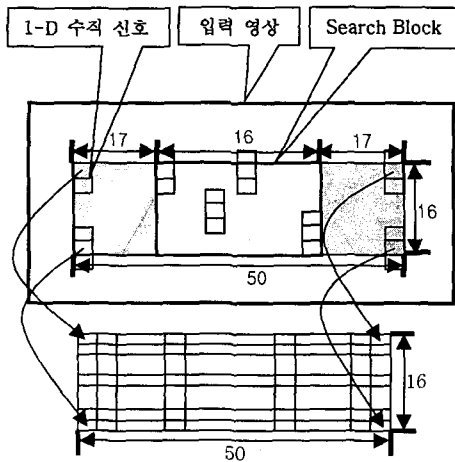


그림 4. 2차원 입력 영상과 수직 성분의 1차원 기본 신호의 내적 과정

Fig. 4. Inner product of 2-D input image and vertical 1-D function.

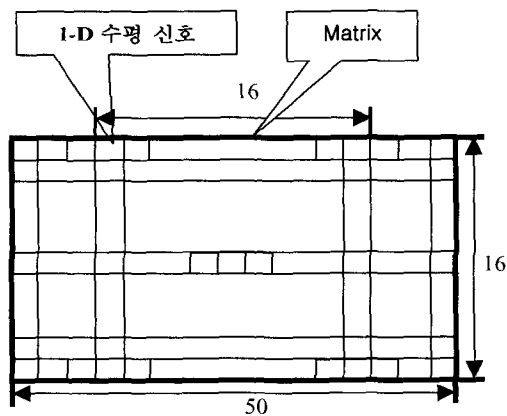


그림 5. Matrix와 수평 성분의 1-D 기본 신호의 내적 연산

Fig. 5. Inner product of Matrix and horizontal 1-D function.

그림 4에서처럼 2차원의 입력 영상과 수직 성분의 1차원 기본 신호의 내적 값을 구하면 그 결과로서 16*50의 Matrix가 만들어진다. 이렇게 만들어진 Matrix에 수평 성분의 1차원 기본 함수를 다시 한번 내적 함으로서 2차원 입력 영상과 2차원의 기본 신호의 내적이 이루어진다. Matrix와 수평 성분의 1차원 기본 신호와의 내적 연산과정은 그림 5에 나타나 있다.

2. 거리 비교를 이용한 제안하는 방법

3.1절에서 살펴본 바와 같이 Atom을 찾기 위하여 수행되는 2차원 입력 영상과 2차원 기본 신호의 내적 과정은 다음과 같다. 탐색영역 범위 안에 중심을 두도록 shift된 수직 성분의 기본 신호와 2차원 입력 영상간의 내적을 취한 값들을 Matrix 형태로 중간결과를 얻는다. 여기에 다시 주어진 탐색 영역 범위 안에 중심을 두도록 shift된 각각의 수평 성분의 1차원 기본 신호와, 이에 대응되는 중간 결과 Matrix부분의 신호로 이루어진 $k(l)$ 간의 내적 연산을 수행 함으로서 최종적인 내적 연산이 이루어진다. 이 때 $k(l)$ 와 수평 성분의 1차원 기본 신호간의 내적 연산을 수행하기 전에 Schwarz 부등식에 의하여 두 신호를 각각 공간 좌표상의 벡터로 두고 내적의 범위를 구하여 보면 내적의 최대값이 새로운 신호 $k(l)$ 의 위치 벡터상의 거리보다 더 커질 수 없음을 알 수 있다. 이것은 내적을 이루는 수평 성분의 1차원 기본 신호의 거리가 1의 값을 갖도록 이미 정의되어 있기 때문이다. 따라서 이러한 성질을 내적 연산에 적용 함으로서 내적 연산량을 줄일 수 있다.

먼저 Schwarz 부등식을 살펴 보도록 하자. 공간상의 두 위치벡터를 각각 A, B라고 한다면 아래의 식(8)과 같은 Schwarz 부등식이 성립된다.

$$|\langle A, B \rangle| \leq |A| \cdot |B| \tag{8}$$

이때 입력 영상의 사이즈가 $M \times N$ 이라고 하고, 수평 방향의 1차원 기본 신호를 벡터 G라고 하며, G와 대응되는 벡터를 H라고 한다면, G는 원점에서의 거리가 1이므로 그림 6에서 보는 바와 같이 두 벡터의 내적의 최대값은 서로의 사이각 θ 가 0도나 180도를 이룰 때 최대값 $|H|$ 를 가짐을 알 수가 있다. 따라서 식(8)은 식(9)와 같은 형태로 변경될 수 있다.

$$|\langle H, G \rangle| < |H| \tag{9}$$

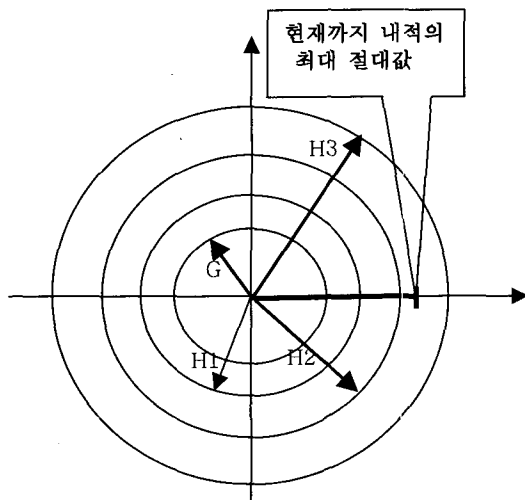


그림 6. H와 G의 존재 범위와 내적 값의 범위
Fig. 6. Range of H, G and inner product value.

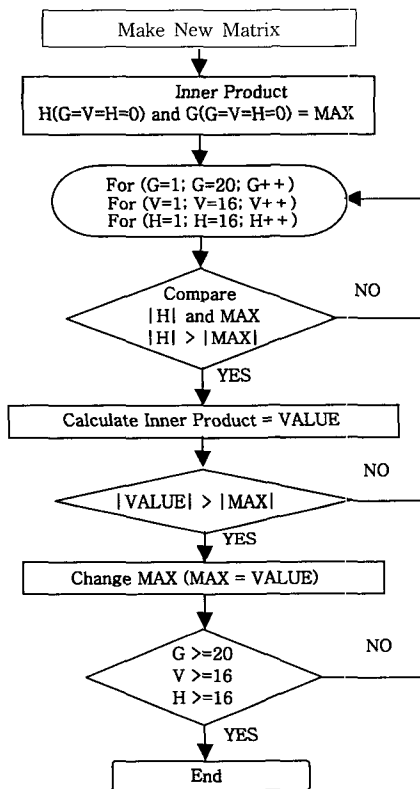


그림 7. 제안하는 방법의 Find Atom의 순서도
Fig. 7. Flowchart of proposed method in Find Atom.

그림 7에서는 그림 3에 나타난 Find atom의 과정에 적용되는 제안하는 방법이 상세히 나타나 있다. 최초의 내적 연산에서 MAX값이 정해지고, 다음 과정부터

는 내적 연산을 수행하기 전에 수평 성분의 1차원 기본 신호에 대응하는 H들의 위치벡터로서의 크기를 구한 다음 그 크기가 현재까지 구해진 최대의 내적 절대값보다 클 때만 내적 연산을 수행하면 된다. 예로서, 그림 6의 H1과 H2의 경우에는 이전의 최대 내적 절대값보다 크기가 작기 때문에 다음의 연산과정은 생략되고 H3의 경우에는 수평성분과의 내적 연산과정이 행하여진다. 따라서 본 논문에서 제안하는 방법은 모든 내적 연산을 다 수행해 보지 않고서도 내적 연산의 절대값이 가장 큰 경우를 찾을 수 있으므로 연산량을 크게 줄일 수 있다. 여기서 기존의 방법보다 연산이 추가되는 부분이 있는데 그것은 H의 길이 값을 구하는 과정이다. 이것은 주어진 Matrix의 각각의 원소를 모두 제공하여 또 다른 하나의 16*50 matrix를 만든 다음 H에 해당하는 원소들을 모두 더하여 제곱근을 구해 주면 된다. 이 연산량은 곱셈의 경우를 비교해 보면 기존의 Neff의 고속 방법을 사용할 때 하나의 Atom을 구하기 위해서는 약 1,700,000정도의 연산량이 필요한데 비하여 16,000의 곱셈 연산이 필요하므로 1%도 안 되는 적은 양이어서 전체 계산량에 크게 영향을 주지 않는다. 이것은 제안하는 방법이 얻는 연산량 감소 효과인 약 1,300,000의 1.2%에 해당하는 양으로 무시할 만하다. 또한 기본 신호의 수가 많아지거나 그 사이즈가 커질 경우, 그리고 탐색영역이 커질 경우에는 더욱 더 많은 연산량을 줄일 수 있다.

한편, 제안한 방법이 비효율적인 경우는 2차원의 입력 영상과 1차원의 기본 신호가 내적을 취하였을 때 나타나는 Matrix에서 수평 성분의 1차원 기본 신호와의 내적 연산에 해당하는 부분의 위치벡터로서의 거리 값이 순서대로 단조 증가하는 형태를 나타낼 때이다. 하지만 일반적인 영상에 있어 화소값 분포는 매우 다양한 형태로 나타나고, 또한 입력된 영상이 단조 증가의 형태를 나타낸다 하더라도 입력영상과 수직 성분의 1차원 기본 신호가 내적이 되어 만들어진 Matrix의 값들 중에서 수평 성분의 1차원 기본 신호와의 대응과정에 해당하는 부분의 신호가 단조 증가를 이룰 확률은 거의 제로에 가깝다. 따라서 본 논문에서 제안하는 방법은 찾고자 하는 기본 신호가 전체의 2차원 사전 중 어느 부분에 존재하는가에 따라 다소 그 효율이 변화하는 점은 있으나 반드시 연산량이 줄어든다는 장점이 있다.

IV. 실험결과

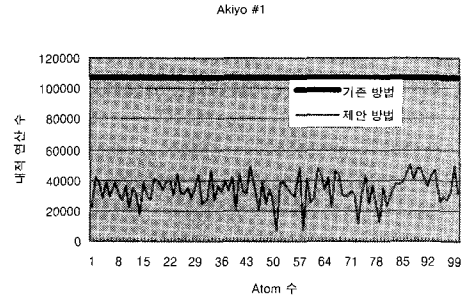
본 논문에서는 총 8개의 다양한 영상에 대하여 실험을 실시하였다. 영상의 크기는 QCIF(AKIYO, CLAIR, FOREMAN, MOTHER & DAUGHTER, SUZIE, MISS AMERICA), SIF(FLOWER GARDEN)이며, 각각 30프레임씩 한 프레임 당 100개의 Atom을 구하는 과정을 실험하였다. 하나의 Atom을 구하는 것은 또 다른 한 장의 영상을 처리하는 과정이므로 본 실험은 전체적으로 21,000가지의 경우에 대하여 실험한 결과와 같다. 본 논문에서의 실험 조건은 다음과 같다.

실험조건

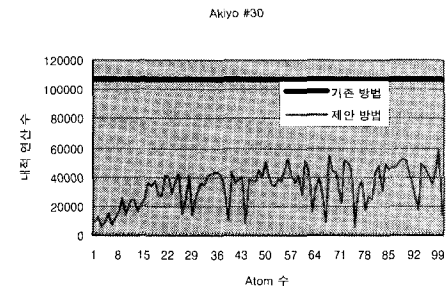
1. INTRA Coding에 사용된 Quantization value = 20.
2. 각 프레임 당 Atom의 개수는 100개.
3. 탐색영역의 크기(S) = 16*16 을 사용.

기존의 Neff가 제안한 고속 방법은 하나의 Atom을 찾아 내는데 1차원 수직 성분과의 내적 연산량이 5,120번, 수평성분과의 내적 연산량이 102,400번 소요된다. 따라서 전체적으로는 107,520번의 내적 연산을 수행 하게 된다. 또 각각의 연산은 다양한 수의 곱셈과정으로 이루어진다. 이것은 수평 성분의 1차원 기본 신호의 크기에 영향을 받는다. 각각의 1차원 기본 신호가 작게는 크기가 1인 경우로부터 크게는 35까지 존재 하고 평균적으로 14.6번의 곱셈이 필요하다. 따라서 전체적으로 하나의 Atom을 찾아내는 데는 약 1,700,000번의 곱셈

연산이 필요한 것이다. 본 실험에서는 전체적으로 107,520번의 내적 과정이 필요한 것을 기준으로 하여, 제안하는 방법에서 몇 번의 내적 연산이 필요한가를 비교하였으며 그 결과가 표 2에 나타나 있다. 표 2의



(a)



(b)

그림 8. Akiyo Image의 결과 비교 (a) 1번째 이미지 (b) 30번째 이미지

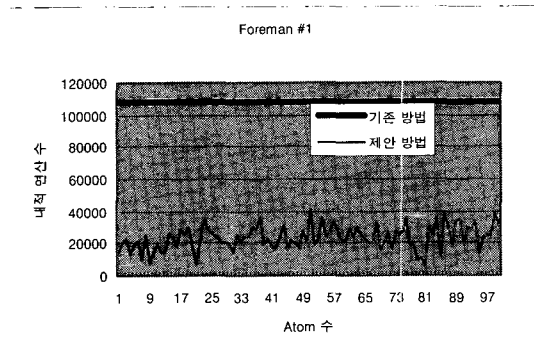
Fig. 8. Result of Akiyo Image (a) frame #1 (b) frame #30.

표 2. 여러 가지 영상의 결과 비교

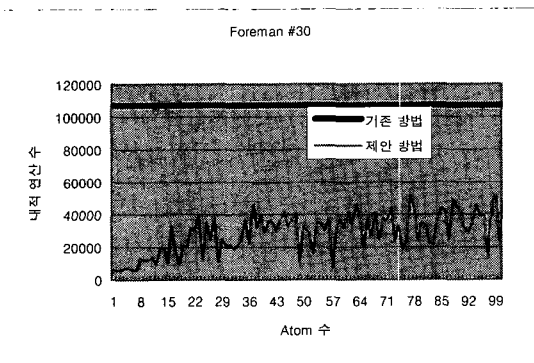
Table 2. Comparison of numerical result with several image sequences.

이미지	이미지 종류	내적 연산량 (회)						비교(%) (B/A)
		Neff			Proposed			
		수직	수평	전체(A)	수직	수평	전체(B)	
akiyo	QCIF	5,120	102,400	107,520	5,120	30,994	36,114	33
Clair	QCIF	5,120	102,400	107,520	5,120	31,498	36,618	34
Foreman	QCIF	5,120	102,400	107,520	5,120	19,385	24,505	23
M & D	QCIF	5,120	102,400	107,520	5,120	32,604	37,724	35
Miss Am	QCIF	5,120	102,400	107,520	5,120	30,513	35,633	33
Suzie	QCIF	5,120	102,400	107,520	5,120	27,168	32,288	30
Flower	SIF	5,120	102,400	107,520	5,120	18,550	23,670	22

비교 내용은, 각각의 영상시퀀스에 대하여 각 시퀀스 당 30프레임씩 또 각각의 프레임 당 100개의 Atom을 구한 실험을 수행하였을 때, 하나의 Atom을 찾는 데 필요한 평균 내적 연산량이다.

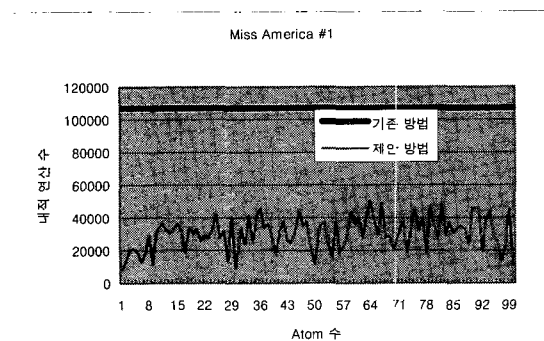


(a)

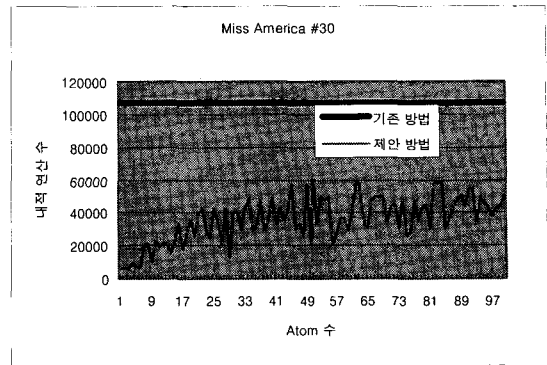


(b)

그림 9. Foreman Image의 결과 비교 (a) 1번째 이미지 (b) 30번째 이미지
Fig. 9. Result of Foreman Image (a) frame #1 (b) frame #30.

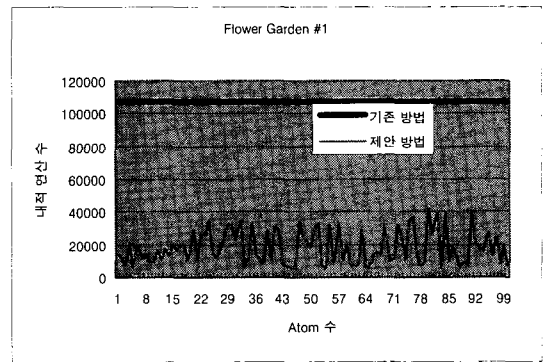


(a)

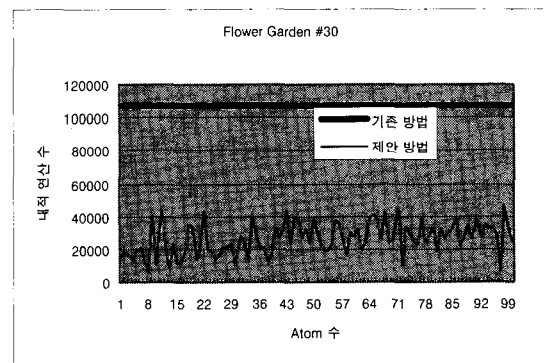


(b)

그림 10. Miss America Image의 결과 비교 (a) 1번째 이미지 (b) 30번째 이미지
Fig. 10. Result of Miss America Image (a) frame #1 (b) frame #30.



(a)



(b)

그림 11. Flower Garden Image의 결과 비교 (a) 이미지 #1 (b) 이미지 #30
Fig. 11. Result of Flower Garden Image (a) frame #1 (b) frame #30.

표 2에서 보는 바와 같이 본 논문의 제안방법의 경우 전체적으로 약 70%의 내적 연산량이 감소함을 알

수 있다. 그림 8~11에서는 각각의 영상 중 첫 프레임과 서른 번째 프레임의 100개의 Atom을 구하는데 필요한 내적 연산 횟수를 각각 보여주고 있다. 각각의 프레임에서 그리고 각각의 Atom에서 필요한 내적 연산량이 다르게 나타나는 이유는 최대의 내적 절대값을 갖는 것이 얼마나 빨리 발견 되는가와 비록 최대의 절대값은 아니지만 근사치의 값들이 어느 정도 빠른 단계에서 나타나느냐에 따른 것이다.

V. 결 론

본 논문에서는 저 전송 채널에서의 영상 부호화에 효과적으로 적용될 수 있는 Matching Pursuit Algorithm의 현실적인 문제점인 계산량 과다의 단점을 극복하기 위하여 영상에 열화를 수반하지 않고, 약 70%의 계산량을 줄일 수 있는 벡터 길이 비교를 이용한 방법을 제시하였다. 이 방법은 어떠한 사전에도 적용될 수 있어, 차후에 만들어질 더욱 더 개선된 사전에도 잘 적용될 수 있는 방법이다.

참 고 문 헌

[1] 이 상희, 김 재균, "영상 압축 부호화를 위한 DCT 영역에서의 예측 부호화 방법," 電子工學會論文誌, 제35권 S편 8호, pp. 86-94, 1998년 8월.
 [2] 김 성득, 이 재운, 나 중범, "블록 기반으로 압축된 동영상을 위한 블록화 현상 제거 기법," 電子工學會論文誌, 제35권 S편 2호, pp. 89-96, 1998년 2월.

[3] S. G. Mallat and Z. Zhang, "Matching Pursuits With Time-Frequency Dictionaries," IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 41, pp. 3397-3415, Dec. 1993.
 [4] R. Neff, and A. Zakhor, "Matching Pursuit Video Coding at Very Low Bit Rates," IEEE Data Compression Conf., Snowbird, UT, pp. 411-420, Mar. 1995.
 [5] M. R. Banham and J. C. Brailean, "A Selective Update Approach to Matching Pursuits Video Coding," IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 7, pp. 119-129, no. 1, Feb. 1997.
 [6] R. Neff and A. Zakhor, "Very Low Bit Rate Video Coding Based on Matching Pursuit," IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 7, pp. 158-171, Feb. 1997.
 [7] P. Czerepinski and C. Davies, "Dictionary and Fast Implementation for Matching Pursuits Video Coding," Proceedings of the Picture Coding Symposium (PCS), pp. 41-44, 1999.
 [8] Y. Chou, W. Hwang, and C. Huang, "Very Low-Bit Video Coding Based on Gain-Shape VQ and Matching Pursuit," Proceedings of the IEEE ICIP, Vol. 2, pp. 76-80, Oct. 1999.
 [9] C. D. Vleeschouwer and B. Macq, "Subband Dictionaries for Low-Cost Matching Pursuits of Video Residues," IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 9, No. 7, pp. 984-993, Oct. 1999.

저 자 소 개



吳錫炳(正會員)
 1999년 2월 성균관대학교 전자공학과 졸업(공학사). 2000년 11월 현재 성균관대학교 전기전자 컴퓨터 공학부 석사과정. <주관심 분야> 디지털 비디오 처리, 멀티미디어



全炳宇(正會員)
 1985년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1987년 서울대학교 전자 공학과 졸업(공학석사). 1992년 Purdue Univ, School of Elec. 졸업(공학박사). 1993년~1997년 8월 삼성전자 멀티미디어 연구소 수석연구원. 1997년 9월~현재 성균관대학교 전기전자 컴퓨터 공학부 조교수. <주관심 분야> 멀티미디어, 영상 압축, 영상인식