

신경회로망 적응VQ를 이용한 심장 조영상 부호화

Cardio-Angiographic Sequence Coding Using Neural Network Adaptive Vector Quantization

朱 昌 熙* · 崔 宗 秀**
(Chang-Hee Joo · Jong-Soo Choi)

Abstract- As a diagnostic image of hospital, the utilization of digital image is steadily increasing. Image coding is indispensable for storing and compressing an enormous amount of diagnostic images economically and effectively. In this paper adaptive two stage vector quantization based on Kohonen's neural network for the compression of cardioangiography among typical angiography of radiographic image sequences is presented and the performance of the coding scheme is compared and gone over. In an attempt to exploit the known characteristics of changes in cardioangiography, relatively large blocks of image are quantized in the first stage and in the next stage the bloks subdivided by the threshold of quantization error are vector quantized employing the neural network of frequency sensitive competitive learning. The scheme is employed because the change produced in cardioangiography is due to such two types of motion as a heart itself and body motion, and a contrast dye material injected. Computer simulation shows that the good reproduction of images can be obtained at a bit rate of 0.78 bits/pixel.

1. 서 론

조영상(angiography) [1]은 X선 동영상의 한 부류로서 X선이 투과하지 않는 물질(조영제)을 혈관 따위에 주입촬영함으로써 얻어지는 영상이다. 혈관 조영상의 경우는 진단 목적을 위해서는 연속프레임이 필요 없는 것으로 알려졌다. 반면에 심장

조영상은 매초 60프레임의 프레임 레이트로 4초 정도 분량의 연속 프레임이 진단 목적상 필요하다. 이러한 연속적인 영상에서 나타나는 프레임간 변화는 두 가지 유형으로 나눌수 있다[2]. 즉 심장 박동이나 호흡 및 침을 삼키는 행위에 따른 변화와 조영제의 주입에 따른 변화를 말한다. 이러한 X선 동영상을 디지털 형태로 저장과 전송을 하고자할 때 부호화 기술이 불가피하다. 영상 부호화는 의료분야의 영상저장 및 통신 시스템(PACS; Picture Archiving & Communication System)에서 중요한 기술중의하나로서 조영상에 대해 프레임내와 프레임간에 존재하는 중복성을 이용하여 동영

*正 會 員 : 中央大 大學院 電子工學科 博士課程
**正 會 員 : 中央大 工大 電子工學科 副教授 · 工博

● 接受日字 : 1990年 12月 14日
1次修正 : 1991年 3月 27日

상부호화가 적용될 수 있다. 프레임간의 중복성은 시간적인 상관성에 따른 것이며 그 변화는 작은 영역에 대해서만 나타난다. 조건부 보충 부호화 [3]에서는 이러한 변화를 고려하여 움직임이 있는 영역에 대한 정보만을 전송하는 방식을 이용하고 있다. 또한 기존의 프레임내 부호화 기술인 예측 부호화[4], 변환 부호화[5], 적응 변환부호화 [6], 적응 벡터 양자화[7]부호화 기술이 있다. 본 논문에서는 X선 영상중에서도 동영상으로서의 의미가 큰 심장 조영상이 가지는 특성을 이용하여 신경회로망에 근거한 2단 적응 벡터양자화 방식을 제안한다.

벡터 양자화[8, 9]에 있어서 신경회로망[10, 11, 12, 13]의 이용은 여러가지 이점을 가지고 있는 바, 첫째 신경회로망은 병렬처리가 용이하기 때문에 하드웨어로 구현되면 벡터 양자화는 실시간에 처리될 수 있다. 둘째 신경회로 프로세서들 사이의 방대한 상호연결망은 에러에 둔감한 특성을 나타나게 된다. 따라서 몇몇 마디나 링크에서의 에러는 전체 시스템의 성능에 그다지 큰 영향을 주지 않는다. 그리고 신경망에 근거한 벡터 양자화는 적응 벡터 양자화를 실현시키기 위해 이용될 수 있다. 본 논문에서는 자기조직형 신경회로망이 가지고 있는 문제점을 보완하기 위하여 빈도감지 경합 학습 신경회로망[11]을 적용한다. 자기조직형 신경회로망을 이용한 벡터 양자화[10]는 일부 부호어가 빈도가 낮게 사용되고 반면에 다른 일부 부호어는 빈번히 사용되는 현상을 갖고 있다. 실제로 이러한 현상은 데이터의 분포를 알 수 없기 때문에 데이터 중심에 대한 정확한 초기 예측이 이루어질 수 없다는 데 있다.

조영상의 부호화를 간단히 실현시키기 위해서 조건부 보충 부호화와 인덱스 갱신부호화[7]를 적용할 수 있는데 이중에서 후자가 사용 메모리가 적기 때문에 더 효율적이라 볼 수 있다. 연속 프레임 사이에서 움직임이 존재하여 인덱스가 갱신되는 인덱스갱신 부호화가 X선 동영상에 적용되는 경우 벡터 패턴의 변화가 심하게 일어나는 조영제 침투영역에서 복원 영상의 화질이 그다지 좋지 않다. 그러나 진단 목적상 조영상에서 중요한 의미를 갖는 것은 조영제가 주입되어 있는 부분이기 때문에 조영제 침투영역의 화질을 높여 줄 필요가 있다. 그러므로 조영상에서의 두가지 변화를 별도로 다룬다면 조영제 침투영역에서의 화질개선이 상당히 이루어질 수 있다. 특히 본 논문에서 다루고자 하는 심장 조영상의 경우에는 단순한 혈관

조영상과는 달리 조영제의 확산영역이 넓고 심장 박동에 의해 그 변화가 심하기 때문에 조영제 침투영역이 화질에 미치는 영향은 훨씬 크다. 신경망을 이용한 적응 2단 벡터 양자화 방식은 연속 프레임간에 발생하는 변화를 추적하기 위하여 매 프레임마다 부호책을 갱신하지 않고 통계적 특성이 변화한 블럭에 대해서는 블럭크기를 세밀히 하고 평균자승오차에 따라 설정되는 프레임 구간마다 부호책을 갱신하는 방식을 채택하고 있다. 첫단에서는 큰블럭을 택하여 벡터 양자화하고 둘째단에서는 첫단에서의 양자화 오차에 따라 그 블럭을 세분하는 방식[14]으로 하여 양자화 오차가 어느 임계치를 넘을 경우에만 부호책을 갱신시켜 준다. 한편 조영제가 도착했는지의 여부는 계조도의 크기가 전 프레임에 비해서 현저히 증가할 때 쉽게 알 수 있다. 본 방식은 해상도가 256×256×8 비트인 10프레임의 X선 심장 조영상에서 모의 실험하였다.

2. 빈도감지 경합학습 신경망을 이용한 부호책 설계

특정 대표벡터들이 적게 선택되는 현상은 빈도 계수기를 이용하는 빈도 감지 경합학습(Frequency sensitive competitive learning)[11]을 통하여 해결할 수 있다. 갱신계수기 U_i 는 각 대표벡터 w_i 와 관련된다. 어떤 대표벡터 w_i 가 학습과정에서 선택이되면 그 w_i 에 관련된 갱신계수기 값이 증가한다. 이 계수기는 거리가 가장 가까운 대표 벡터를 선택하는데 한 변수로 작용한다. 경우에 따라 가장 적게 이용되는 대표벡터가 다른 대표벡터보다 큰 왜곡을 가질지라도 선택되게 된다. 그러므로 빈도감지 경합학습 신경회로망은 왜곡과 엔트로피사이의 절충으로서 여길 수 있다. 이는 특정한 부호어가 너무 빈번히 선택되는 것을 막아 줌으로써 부호책의 이용 효율을 높여줄 수 있다는 의미이다.

빈도감지 경합학습 신경회로망은 非指導學習(unsupervised learning)망이다. 이신경망의 가중치(weight)는 입력벡터 패턴의 확률밀도함수를 반영하도록 적응적으로 조정된다. 빈도감지 경합학습 신경망은 자기 조직형 신경망을 갱신시킨 것으로서 가중치가 입력벡터 패턴에 수렴해 가는 속도가 후자보다 빠른 장점을 갖고 있다. 본 논문에서 1단계로 주 부호책을 구성할 때와 2단계로 양자화 오차의 평가에 따라 부부호책을 갱신할 경우에 다

음과 같은 빈도감지 경합 학습 클러스터링 알고리즘을 적용한다.

- (1) 벡터패턴(뉴우런)의 수가 I 이고 각 벡터패턴의 크기가 J 인 크기 (I, J) 의 신경회로망이 주어지면 입력 i 와 출력 j 사이의 가중치 W_{ij} 를 균일한 분포를 갖는 난수들로 초기화시킨다. $x(t); t=0, \dots, n-1$ 은 트레이닝 벡터열을 나타낸다.
- (2) 새로운 입력벡터 $x(t)$ 를 입력시킨다.
- (3) 입력벡터 패턴과 출력벡터 마디 $(i=0, \dots, I-1)$ 사이의 거리 d_i 를 계산한다.

$$d_i = f(u_i) \sum_{j=0}^{J-1} (x_j(t) - W_{ij}(t))^2 \quad (2.1)$$

여기서 $f(u_i)$ 는 가중치 벡터를 사용하는데 공정성의 기준으로서 사용하는 빈도계수기 U_i 의 함수이다.

- (4) 최솟거리 d_i 를 가진 출력벡터 마디 i^* 를 선택하고 다음식에 의거 선택된 마디의 내용과 그 이웃하는 근방벡터 패턴들을 적응적으로 수정한다.

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha(t)(x_j(t) - W_{ij}(t)) \quad (2.2)$$

여기서 $i \in NE_i^*(t), 0 \leq j \leq J-1, \alpha(t) = Ae^{-\omega t}$

T 는 입력벡터가 입력된 후 $\alpha(t)$ 가 감소하는 비율을 결정하는 상수이다. $NE_i^*(t)$ 는 선택된 벡터 마디 주위의 유클리드 근방이며 이는 시간에 따라 감소한다. 적응이득함 $0 \leq \alpha(t) \leq 1$ 은 시간에 따라 감소하게 된다. 즉 트레이닝 시퀀스가 계속 입력됨에 따라 감소하게 된다.

- (5) 단계 4)에서 $\alpha(t)$ 가 일정한 값에 도달하면 멈추고 그렇지 않으면 단계 2)로 돌아간다.

벡터 양자화기 Q 는 K 차원 벡터공간 X_k 를 유한집합의 대표벡터 W 으로의 사상이다.

$$Q: R^k \rightarrow W \quad (2.3)$$

여기서 $W = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ 는 대표벡터(특정지도)의 집합이고 여기서 N 은 부호책내의 전체 부호어 수이다. 이들 대표벡터들은 부호책의 부호어를 형성하고 압축은 부호어의 인덱스를 전송함으로써 이루어진다. 즉

$$E: R_k \rightarrow J \text{와 } D: J \rightarrow R_k \quad (2.4)$$

여기서 E 와 D 는 각각 부호기와 복호기를 나타내며 J 는 인덱스를 가리킨다. 원영상의 벡터 X 와 복원된 벡터 \hat{X} 사이의 왜곡은 왜곡함수 $d(X, \hat{X})$ 에 의해 측정될 수 있다. 자주 이용되는 왜곡측도

는

$$d(X, \hat{X}) = \sum_{i=0}^{k-1} (X_i - \hat{X}_i)^2 \quad (2.5)$$

이다. 실제로 N 은 입력패턴의 수보다 적으며 따라서 벡터양자화는 비가역 부호화에 해당한다. 이는 원래의 벡터와 복원된 벡터사이에는 근본적인 왜곡이 존재함을 의미한다.

벡터 양자화에는 벡터 형성, 부호책 작성 및 양자화의 세단계가 있다. 벡터양자화의 첫단계는 영상 I 를 적절한 벡터 V 의 집합으로의 분해 D 를 의미한다.

$$V = D(I) \quad (2.6)$$

따라서 영상은 처음에 공간적으로 겹치지 않는 인접한 화소의 블록으로 분할된다. 두번째 단계는 부호책의 작성 G 이다. 이상적으로 벡터양자화는 입력 데이터원의 통계적 성질에 부합되어야 한다. 여기서 부호책은 빈도감지 경합학습 신경회로망을 이용하여 작성된다. 처음에 균일한 분포의 난수가 입력 i 와 출력 j 사이의 웨이트 W_{ij} 에 부여된다. 그 부여된 값이 초기 웨이트 벡터가 되며 심장 조영상의 첫 프레임이 트레이닝 시퀀스로 이용되어 학습이 이루어진다. 학습이 이루어진 다음의 최종 웨이트는 해당 마디의 인덱스를 가진 부호어가 된다. 프레임 구간마다 부호책을 갱신하는 경우 초기 웨이트 벡터는 바로 전 프레임의 부호어(웨이트 벡터)가 초기 웨이트로 활용되어 새로운 웨이트벡터가 얻어진다. 이는 조영상의 프레임간의 상관성에 큰 변화가 없기 때문이다. 상기한 과정은 다음과 같이 표현된다.

$$W = G(T) \quad (2.7)$$

본 논문에서는 심장조영상의 첫 프레임에 대해서 상기와 같이 주 부호책을 형성하게 된다. 그리고 조영제가 들어오기 시작하는 두번째 프레임에서는 조영제가 포함됐다고 판단되는 벡터를 추출하고 그 벡터들에 대해 양자화를 행한 후의 양자화 오차가 부 부호책 작성의 트레이닝 세트에 이용되어 부 부호책이 형성된다.

마지막으로 입력영상의 양자화는 부호책에서 거리가 가장 가까운 부호어 즉 가장작은 오차를 갖는 웨이트 벡터를 탐색함으로써 이뤄진다. 상기 신경회로망에 양자화될 벡터가 입력되면 입력벡터와 거리가 가장 가까운 마디가 선택되고 그 마디가 인덱스로서 전송된다. 어느 마디의 웨이트 벡터와 거리가 가장 가까운지를 탐색하기위해 부분 거리 탐색 알고리즘[15]을 이용하고 있다.

3. 심장 조영상 부호화를 위한 벡터 양자화

심장 조영상의 연속 프레임간에 발생하는 변화는 두 가지 유형으로 분류된다[2]. 첫번째 유형의 변화는 심장자체의 움직임과 호흡 및 침을 삼키는 예와 같이 인체기관에서 발생된다. 처음 두가지의 움직임은 주기적 형태로 나타난다. 그러나 마지막의 경우는 그 움직임을 예측할 수 없다. 어떠한 경우에도 상기한 변화에 기인한 벡터는 전 프레임의 동일 위치의 벡터와 다르다. 그러나 이들은 전 프레임의 다른 벡터와 유사성을 갖고 있기 때문에 전프레임의 부호화를 이용하여 벡터 양자화 될 수 있다. 부호화 측면에서 보면 프레임내의 해당 위치와 관련된 인덱스만 변한 셈이므로 그 부분의 인덱스만 전송할 수 있다.

주입되는 조영제에 의해서 두번째 유형의 변화가 생긴다. 개념적으로 보면 조영제가 심장안으로 導管(catheter)을 통해 주입되면서 새로운 대상물체가 나타나게 된다. 결과적으로 이전 프레임과는 상당히 다른 새로운 벡터들이 형성된다. 그러므로 이들 벡터들을 부호화하는데 있어 고정된 부호화를 이용하게 되면 큰 오차를 유발하게 된다. 따라서 DC에너지의 새로운 형성에 따른 변화를 수용하기 위해서는 두번째 부호화과정이 필요하다. 조영제의 확산에 따른 변화는 시간이 경과함에 따라 DC에너지의 변화 뿐만이 아니라 AC에너지적 변화가 나타나게 된다. 이러한 AC에너지적 변화는 조영제의 침투영역과 비침투영역의 경계에서 심하다. 이러한 변화에 대응하기 위해서는 단순히 조영제 침투영역에 대한 부 부호화를 작성하는 것만으로는 좋은 복원 영상을 얻을 수 없다. 상기와 같은 문제점을 해결하기 위해서는 둘째단에서 벡터의 차원 수를 줄여 줄 필요가 있다. 즉 $M \times M$ 인 첫단의 블럭크기를 $M/2 \times M/2$ 크기로 세분해 주면 적은 부호어를 이용하는 둘째단의 부호화 성능을 넉넉히 개선시킬 수 있다[14].

부호기의 첫단을 초기화시키기 위하여 조영제가 침투하기 전의 첫 프레임이 사용되고 조영제가 어느 정도 도착한 두번째 프레임은 둘째단을 초기화시키기 위하여 사용된다. 그리고 첫단에서 둘째단으로의 전환은 두번째 유형의 변화가 감지됐을 때만 이루어지게 된다.

부호화 과정에서의 첫 단계는 주 부호책의 작성이다. 조영제가 아직 침투하지 않은 첫 프레임의 벡터를 트레이닝 세트로서 신경회로망에 입력하여 학습을 시킨다. 즉심장의 구조에만 해당하는 벡터

를 부호화하기 위해 필요한 정보를 신경망의 각 마디에 이르는 웨이트 벡터의 형태로서 기억시켜 둔다. 이와 같이 형성된 주 부호책 $W_p = G(V^1)$ 은 송신기와 수신기 양단에 저장된다. 심장의 구조는 동일하기 때문에 일단 주 부호책이 작성되면 어떠한 심장 조영상의 경우에도 주부호책으로서 이용할 수 있다.

즉 부호책을 이용하여 첫 프레임의 벡터가 양자화된다. 조건부 보충 부호화를 적용하면 한 프레임 전체를 기억시켜야 하기 때문에 메모리를 많이 차지하므로 양자화 결과인 인덱스만을 전송하고 주 프레임 인덱스 지도 L_p^1 를 송 수신 양측에 저장해 둔다.

$$L_p^1 = Q_L^p(V_1) \tag{3.1}$$

조영제를 포함한 일련의 벡터 V_j^1 를 얻기 위해 두번째 이후 프레임에 대해 유형변화검출 시험 T 를 실시한다.

$$V_j^2 = T(V^j \cdot V^1), j > 1 \tag{3.2}$$

두번째 유형의 벡터에 대한 양자화 오차 벡터가 형성된다.

$$EV_j^2 = V_j^2 - Q^p(V_j^2), j > i \tag{3.3}$$

여기서 두번째 항 $Q^p(V_j^2)$ 는 복원된 벡터를 나타낸다. 조영제가 나타나기 시작하는 두번째 프레임은 둘째단을 초기화하기 위하여 이용한다. 첫단에서 행한 부호화는 두번째 프레임의 모든 벡터들에 적용한다. 그리고 프레임간 변화를 감지하기 위하여 시험 T 를 행하고 그 결과 벡터 V_j^2 를 둘째단에서의 부호화를 위한 초기화에 이용한다. 한편 V_j^2 는 부호책 작성전에 $M \times M$ 크기의 블럭을 $M/2 \times M/2$ 크기인 4개의 부 블럭으로 분할시킨다. 이는 조영제의 주입에 따른 변화를 보다 정확히 추적하기 위한 것이다.

$$PEV_j^2 = P(EV_j^2), j > 1 \tag{3.4}$$

조영제가 새로 도착한 벡터들 및 그 주변의 벡터들을 부호화하기에 적합한 부 부호책을 작성할 필요가 있다. 부 블럭으로 분할 된 양자화 오차 벡터 PE_j^2 는 (3-3), (3-4)식으로부터 계산하고 초기 부 부호책 W_j^2 를 작성하기 위한 트레이닝 세트로서 이용한다.

$$W_j^2 = G(PE_j^2) \tag{3.5}$$

두번째 부호책 W_j^2 를 송수신측 양단에 저장한다. 두번째 프레임의 양자화 오차벡터는 부 부호책을 이용하여 양자화시키고 두번째 프레임 인덱스 지

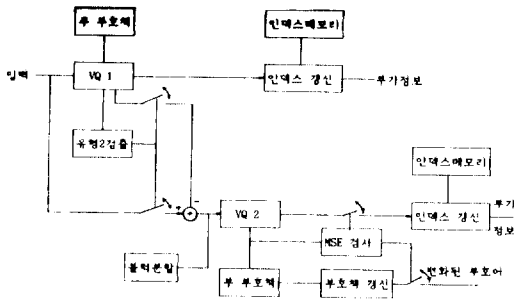


그림 1 제안된 2단 적응 VQ의 블록 다이어그램
Fig. 1 Block diagram of proposed 2 stage adaptive VQ

도 L_s^2 는 채널 양측에 형성된다.

$$L_s^2 = Q_i^2(PEV_s^2) \quad (3.6)$$

여기서 인덱스 지도는 두가지 정보를 가져야 하는데 그 하나는 두번째 유형의 변화에 속하는 벡터의 위치이고 다른 하나는 부 부호책을 이용한 양자화 결과인 인덱스이다.

그림 1에 도시되어 있는 바와 같이 두번째 이후 프레임에 대한 두 단계는 다음과 같다. j 번째 프레임의 모든 벡터들은 주 부호책을 이용하여 양자화하고 주 인덱스 지도를 작성한다.

$$L_s^{j-1} = Q_i^j(V^j), \quad j > 1 \quad (3.7)$$

위에서 탐색된 인덱스는 주 프레임 인덱스 지도 메모리 L_s^{j-1} 과 비교된다. 만약 다른 경우 그 메모리는 송수신 양측에서 갱신된다. 세째 프레임 이후에 대해 둘째단의 과정이 시작된다. 즉 두번째 유형의 변화를 검출하고 양자화 오차벡터를 형성시킨다.

$$T(V^j, V^j), \quad j > 2 \quad (3.8)$$

$$EV_s^j = V_s^j - Q^p(V_s^j), \quad j > 2 \quad (3.9)$$

새로운 부 부호책을 작성할 것인지의 여부를 판단하기 위한 전 과정으로서 양자화 오차벡터를 4개의 부 블럭으로 분할을 한다.

$$PEV_s^j = P(EV_s^j), \quad j > 2 \quad (3.10)$$

분할된 양자화 오차벡터에 대해 양자화를 실시한 후 새로운 양자화 오차를 임계치를 기준으로 측정한다.

$$T(PEV_s^j, Q^s(PEV_s^j)), \quad j > 2 \quad (3.11)$$

여기서 $Q^s(PEV_s^j)$ 는 부 부호책을 이용하여 복원된 벡터이다. 상기 측정 결과 양자화 오차가 임계

치보다 클때 (3-10)식에서 형성된 벡터를 트레이닝 세트에 이용하여 새로운 부 부호책을 작성한다. 이전의 부 부호책을 새로 작성된 부 부호책으로 갱신한다. 그렇지 않은 경우는 다음 프레임으로 넘어간다.

$$W_s^j = G(PEV_s^j, W_s^{j-1}), \quad U(W_s^j, W_s^{j-1}) \quad (3.12)$$

이전의 부 부호책 W_s^{j-1} 의 부호어는 신경회로망의 초기 웨이트로 설정되어 새로운 부 부호책을 작성하는데 이용된다. 그리고 양자화 오차 벡터는 현재의 부 부호책 W_s^j 를 이용하는 양자화 시키고 부 인덱스 메모리를 갱신한다.

$$L_s^j = Q_i^s(PEV_s^j), \quad U(L_s^j, L_s^{j-1}), \quad j > 2 \quad (3.13)$$

4. 실험 및 결과

컴퓨터 모의실험에서는 해상도가 $256 \times 256 \times 8$ 비트인 10프레임의 X선 심장 조영상이 사용되었다. PACS에서 취급되는 심장 조영상을 위한 효과적인 부호화 방법을 얻기 위해 인덱스 보충 부호화 방법과 BMA(Blocking Matching Algorithm)를 이용한 움직임 보상 부호화를 성능 평가하고 있다. BMA 알고리즘으로서는 3단계 탐색 방법[16]을 이용하였다. 인덱스 보충 부호화는 자기조직형 신경회로망을 이용하여 구축된 부호책을 각 프레임마다

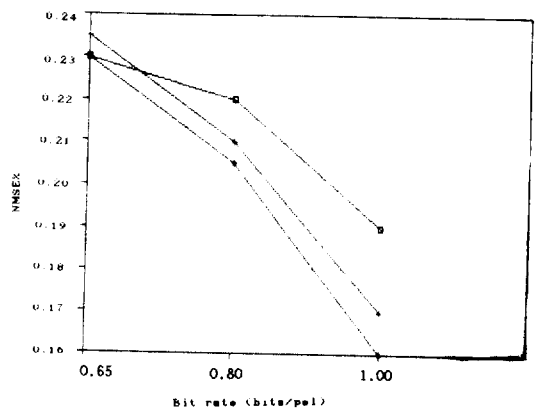


그림 2 인덱스 갱신 부호화, 움직임 보상 부호화, FSCL에 근거한 2단 적응 벡터 양자화의 3부호화 방식에 대한 비트레이트 대 왜곡 곡선

Fig. 2 Bit rate versus distortion curves for three coding schemes of index replenishment, motion compensated coding, and 2 stage adaptive VQ based on FSCL

다 부호책 갱신없이 전체 프레임에 대해 인덱스 지도를 갱신해 나가는 것이다. BMA를 이용한 움직임 보상 부호화의 에러 영상에 대해서 자기조직형 신경회로망을 통해 작성된 부호책을 전체 프레임에 걸쳐 적용한 것이다. 성능평가를 위한 왜곡 측정은 정규화된 평균자승오차의 백분율을 이용하고 있다.

$$\%NMSE = \frac{\sum(X_i - \hat{X}_i)^2}{\sum(X_i)^2} \times 100\% \quad (4.1)$$

여기서 X_i 와 \hat{X}_i 는 각각 원영상의 제조도와 복원된 영상의 제조도를 나타낸다. 그림 2는 전체 프레임에 대해서 얻은 비트레이트 대 왜곡 곡선이다. 그림 2에 도시된 평균비트레이트는 10개의 프레임에 대해서 평균을 취해서 얻은 것이다. 비트율은 프레임마다의 영상변화량에 의존한다. 첫 프레임에 대한 비트율은 인덱스 메모리와 주 부호책을 전송해야 하기 때문에 높을 수밖에 없다. 두번째 프레임에 대한 비트율은 1단에서 갱신될 인덱스의 지정에 관한 부가정보와 인덱스 메모리를 갱신하기 위해 필요한 비트율과 더불어 둘째단 부호화의 초기화에 관련된 인덱스 메모리 및 2차 부호책의 비트율을 합산한 것이다. 세번째 프레임 이후부터는 1단에서 갱신될 인덱스에 관한 부가정보 및 인덱스 메모리 갱신을 위한 비트율 및 2차 부호책을 갱신하기 위한 비트율의 합으로 이루어진다. 그리고 정규화된 평균자승오차도 10프레임에

대해 평균을 취해서 얻은 것이다. 그림에서 2단 적용 VQ에 대한 세점은 주 부호책의 크기가 각각 128, 256, 512인 경우와 부 부호책의 크기가 64인 경우에 대해서 얻은 결과이다. 부부호책과 주 부호책의 작성에 이용되는 빈도감지 경합학습 신경회로망에서 적용 이득함

$$\alpha(t) = 0.1e^{-(Ut/20000)} \quad (4.2)$$

을 적용하고 유클리드 근방 $NE_i^* = 5 + 495e^{-(Ut/100)}$ 를 적용하였다[10]. 여기서 $\alpha(t)$ 는 벡터 패턴이 클러스터중심에 접근할때 시간에 따라 감소하는 변화량을 조절하는데 빈도감지 경합학습 알고리즘의 종료단지는 $\alpha(t)$ 가 0에 수렴할 때 결정되나 여기서는 루프 반복회수로 결정했으며 반복회수는

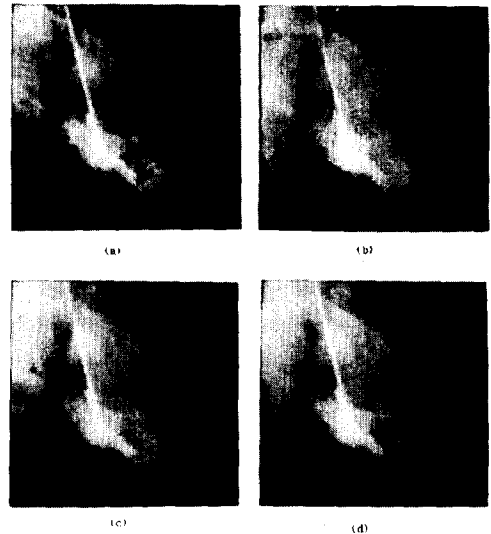


그림 4 (가) 해상도가 256×256이고 제조도가 256인 X선 심장 중 7번째 영상.
 (나) 제안한 알고리즘을 이용하여 0.65 bits/pel에서 복원된 영상.
 (다) 제안한 알고리즘을 이용하여 0.80 bits/pel에서 복원된 영상.
 (라) 제안한 알고리즘을 이용하여 1.00 bits/pel에서 복원된 영상.

Fig. 4 (a) 7th radiographic cardioangiography of resolution 256×256, grey level 256.
 (a) Restored image using proposed algorithm at .65bits/pel.
 (b) Restored image using proposed algorithm at .80bits/pel.
 (d) Restored image using proposed algorithm at 1.00bits/pel.

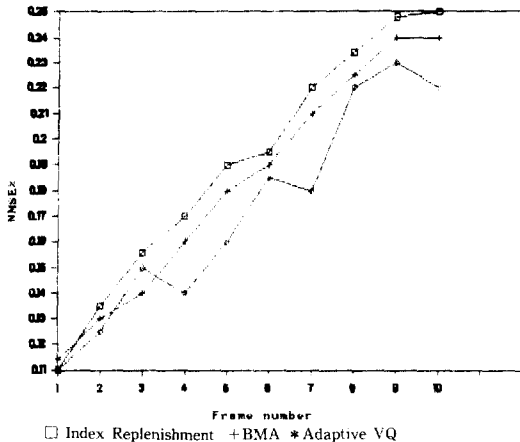


그림 3 인덱스 갱신 부호화, 움직임 보상 부호화, FSL에 근거한 2단 적용 벡터 양자화에 대한 프레임의 증가에 따른 왜곡 곡선
 Fig. 3 Frame number versus distortion curves for three coding schemes of index replenishment, motion compensated coding, and 2 stage adaptive VQ based on FSCL.

20000번으로 하였다. 한편 공정함수 $f(u_i)$ 는 u_i 로 선택되어 하나의 가중치벡터가 빈번히 갱신될 때마다 그 해당 카운터 u_i 값이 증가된다. u_i 는 왜곡 값과 곱해지기 때문에 특정 가중치 벡터가 빈번히 선택되는 것을 저지해 주는 벌칙으로서 작용하여 다른 가중치 벡터가 공평히 이용될 수 있는 기회를 부여하게 된다. 블럭 정합알고리즘을 이용한 움직임 보상 부호화에 대한 결과는 부호책의 크기가 128, 256, 512인 경우에 대해서 얻어진 것이다. 인덱스 보충 부호화에 대해서도 동일한 방식으로 부호책 크기를 잡았다. 평균 비트레이트 대 왜곡 곡선에서 낮은 비트레이트에서는 세 방식의 성능이 별 차이가 없음을 알 수 있다. 높은 비트레이트에서는 조영제와 관계가 있는 두번째 유형의 벡터에 대해 제안된 방식의 적용 VQ를 통해 세밀한 부호화가 이루어지기 때문에 왜곡이 작아짐을 읽을 수 있다. 그림 3은 상기한 세가지 방식에 대한 프레임대 왜곡 곡선을 도시한 것이다. 그림에 도시된 바와 같이 제안된 적용 VQ방식은 구간별 왜곡 측정을 통한 부 부호책의 갱신으로 부 부호책이 갱신될 때마다 왜곡이 감소하는 것을 알 수 있다. 프레임 수가 증가하면서 NMSE의 변화가 다소 심하지만 3프레임 이후부터는 제안한 방식의 성능이 현격히 개선 되고 있다. 여기서 각각의 평균비트율은 인덱스 보충 부호화가 0.801 bits/pel이고 Mcc가 0.794, 제안한 방식이 0.781bits/pel이다. 그림 4는 $256 \times 256 \times 8$ 비트 영상 중 7번째 조영상에 대해서 그림 2의 각 비트레이트에서 복원된 영상을 도시한 것이다.

5. 결 론

PACS에서 의용 동영상 데이터의 저장과 전송을 효율적으로 수행하기 위한 한 방식으로서 빈도감지 경합학습 신경회로망에 근거한 2단 적용 벡터 양자화 방식이 제기되었다. 본 방식은 기존의 2단 적용 벡터 양자화 방식을 대상 영상인 심장 조영상에 적용이 되도록 수정 제안한 것이다. 프레임 간의 부호화 과정은 두 단계로 나뉘며 첫단에서는 주 부호책의 인덱스가 갱신되고 둘째단에서는 양자화 블럭을 세분하여 양자화하고 그 양자화 오차가 임계값을 초과하였을 때만 인덱스 메모리와 부 부호책 메모리를 갱신하게 된다. 본 방식의 특성은 변화영역의 벡터가 두가지 유형으로 구분되는 방식을 택함으로써 특히 넓은 영역에 걸친 조영제의 확산에 따른 변화를 추적하기 위해 첫단의 대역적 블럭을 둘째단에서는 세세한 블럭으로 전

환함으로써 심장 조영상과같이 변화가 심한 경우에 적응이 된다는 점이다. 첫번째 유형의 변화는 신체상의 움직임에 따른 것이고 두번째 유형은 조영제가 심장에 도착함으로써 비롯되는 것이다. 본 방식은 X선 동영상 중 혈관 조영상과 같이 단순한 경우와는 달리 심장 조영상과 같이 그 변화가 심한 경우에 대해서 조영제의 확산 침투에 따른 변화에 적용하도록하고 그 변화가 많은 영역에 대해서는 많은 비트를 할당함으로써 성능을 개선하고 있다. 화질은 NMSE로 평가가 됐지만 어디까지나 진단 목적상 허용될 수 있는 왜곡[17]인지에 대해서는 정의된 바가 없기 때문에 이에 대한 개선이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] T.S. Huang, "Image Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis," NATO ASI Series, Vol. F2 Springer Verlag 1983.
- [2] H.F. Sun, and M. Goldberg, "Radiographic Image Sequence Coding Using Two Stage Adaptive Vector Quantization," IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol. 7, No. 2, pp. 118~126 June 1988.
- [3] W.F. Mounts, "A Video Encoding System using Conditional Picture Element Replenishment," Bell Syst. Tech. J., Vol. 48, pp. 2545~2554, Sept. 1969.
- [4] I.J. Dukhovitch and J.B.O' Neal, JR., "A Three-dimensional Spatial Non-linear Predictor for Television," IEEE Trans. Comm., Vol. COM-29, pp. 578~582, May 1978.
- [5] J.A. Roese, W.K. Pratt and G.S. Robinson, "Interframe Cosine Transform Image Coding," IEEE Trans. on Comm. Vol. COM-25, pp. 1329~1339, Nov. 1977.
- [6] J.R. Jain and A.K. Jain, "Displacement Measurement and its Applications in Interframe Coding," IEEE Trans. on Comm. Vol. COM-29, pp. 1799~1806, Dec. 1981.
- [7] M. Goldberg and H.F. Sun, "Image Sequence Coding Using Vector Quantization," IEEE Trans. on Comm. Vol. COM-34, pp. 703~710, July 1986.
- [8] R.M. Gray, "Vector Quantization," IEEE Assp Magazine, Vol. 1, No. 2 pp. 4~29,

- April 1984.
- [9] Y. Linde, A. Buzo and R.M. Gray, "An Algorithm for Vector Quantizer Design," IEEE Trans. on Comm. Vol. COM-28, No. 1, pp. 84~95, Jan 1980.
- [10] N.M. Nasrabadi and Y. feng, "Vector Quantization of Images Based Upon the Kohonen Self-Organizing Feature Maps," International Journal of Neural Network, pp. I-101-108, June 1989.
- [11] S.C. Ahalt and P. Chen, "Performance Analysis of Two Image Vector Quantization Techniques," International Journal of Neural Network, pp. I-167~175, June 1989.
- [12] Kohonen. T., "Self-Organization and Associative Memory," Springer Verlag 1984.
- [13] Lippman, R.P., "An Introduction to Computing with Neural Nets," IEEE Assp Magazine, pp. 4~22 April 1987.
- [14] Uda, Saito, "Picture Coding by an Adaptive Multi-Stage Vector Quantization," IECE Vol. J67-B No. 12, pp. 1355~1362 Dec. 1984.
- [15] K.K. Paliwal, et al., "Effects of Ordering the Codebook on the Efficiency of the Partial Distance Search Algorithm for Vector Quantization," IEEE Trans. on Comm., Vol. 37, No. 5, pp. 538~540, 1989.
- [16] T. Koga, et al., "Motion Compensated Interframe Coding for Teleconferencing," Proc. National Telecommun. Conf., Vol. 4, G5.3, Nov. 1981.
- [17] S.E. Elanahs and K.H. Tzou et al, "Progressive Coding and Transmission of Digital Pictures," IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol. MI-5, No. 2 June 1986.