

# SOFM 신경망 분류기를 이용한 MPEG-4 비디오 전송률 제어

(MPEG-4 Video Rate Control Algorithm using SOFM-Based  
Neural Classifier)

박 광 훈 \*    이 윤 진 \*\*  
(Gwang Hoon Park) (Yoon Jin Lee)

**요 약** 본 논문에서는 SOFM기반 신경망 분류기를 이용한 매크로블록 기반 전송률제어 방식을 제안한다. 수학적 왜곡 비트율 모델과 귀환회기 방식을 기반으로 하는 기존의 전송률 제어 방법에 비하여, 제안된 방법은 전송비트 제어용 전역모델을 설정하고 이를 최적으로 제어할 수 있는 SOFM기반 신경망 분류기를 이용하여 영상특성 변화에 적극적인 대처를 할 수 있다. 제안된 전송률 제어 알고리즘은 기존의 MPEG-4 매크로블록 기반 전송률 제어 알고리즘에 비해 전체 연산 복잡도는 비슷하게 유지하면서 피크신호 대 잡음비의 비교에 있어서 0.2 dB ~ 0.6 dB 정도 성능이 우수함을 확인하였다.

키워드 : MPEG, 비디오 코딩, 전송률 제어, 동영상 코딩.

**Abstract** This paper introduces a macroblock-based rate control algorithm using the neural classifier based on Self Organization Feature Maps (SOFM). In contrast to the conventional rate control methods based on the mathematical rate distortion (RD) model and the feedback regression, proposed method can actively adapt to the rapid-varying image characteristics by establishing the global model for bitrate control and by using the SOFM based neural classifier to manage that model. Proposed rate control algorithm has 0.2 dB ~ 0.6 dB better performances than MPEG-4 macroblock-based rate control algorithm by evaluating with the encoded Peak Signal to Noise Ratios while maintaining similar overall computational complexity.

**Key words** : MPEG, Video Coding, Rate Control.

## 1. 서 론

비디오신호 부호화에 있어서 영상전송 방법에는 ATM(Asynchronous Transfer Mode)망 등에서 사용 가능한 가변 비트율 전송 방법과, PSTN(Public Switched Telephone Network)망이나 무선전송 라인 등의 전송선로상의 제약으로 일정량 이상의 전송할 수 없는 경우에 사용되는 균일 비트율 전송 방법이 있다. 현존하는 균일비트 제어 방법으로는 전송해야 하는 정

보량과 이미 부호화가 완료되어 발생된 비트의 양과 현재 비퍼에 남아있는 정보량의 관계를 이용하여 처리하는 귀환회기(Feedback Regression) 방법이 주로 사용되고 있다. 귀환회기 방법은 수학적 왜곡 비트율(Rate Distortion: RD) 모델을 주로 이용하는데, 시간축 상으로 보내야 하는 동영상의 특징이 비슷한 경우나 특징이 서서히 변하는 경우에 있어서는 효과적이지만, 영상특징이 급변하는 경우 등에는, 과거의 정보를 바탕으로 한 RD 모델을 적용할 수 없게 되어 영상품질 향상과 관련 없이 과도한 정보량을 전송할 수도 있다. 이때 송신비퍼의 크기보다 상대적으로 많은 양을 전송해야 한다면, 부호화가 완료된 해당 프레임의 정보를 전송하지 않는 방법 등을 사용하여야 한다[1~3]. 이는 부호화하고자 하는 영상의 특성이 회귀에 이용되는 과거 영상 특성들과 차이가 크게 벌어져서 RD 모델을 정상적으로 구축할

\* 본 논문의 일부는 2001년도 경희대학교 교비 연구비 지원에 의하여 수행되었습니다.

† 통신회원 : 경희대학교 전자정보학부 컴퓨터공학전공 교수  
ghpark@khu.ac.kr

\*\* 학생회원 : 경희대학교 전자정보학부 컴퓨터공학전공  
rainmake@video.khu.ac.kr

논문접수 : 2002년 1월 29일

심사완료 : 2002년 5월 16일

수 없는 경우 발생하게 된다. 또한 MLN(Multi-layered Neural Network)나 RBFNN(Radial Basis Function Neural Network) 등의 신경회로망을 이용하여 영상 복잡도를 분류하거나 장면 전환등을 예측하도록 하고 해당 정보를 이용하여 양자화 스텝을 제어하는 방법론 등이 제안되어 있다[4~5]. 하지만 이들은 사용된 신경회로망의 특성상, 이미 학습된 영상특성과 상이한 영상 시퀀스의 전송률 제어에 이용되는 경우 적극적인 제어를 수행하지 못할 가능성도 존재한다.

본 논문에서는, 기존의 귀환회기 방법 대신 전송비트 제어용 전역모델(Global Model)을 설정하고 이를 최적으로 제어할 수 있는 제어 알고리즘을 이용하여 영상특성 변화 등의 전송환경 변화에 적극적으로 대처하는 방법을 제안한다. 제안된 전역모델은 동영상 부호화(encoding)시 과중한 계산상 부하가 부과되지 않도록 설계하며, 전역모델 제어용 알고리즘으로는 SOFM(Self-Organization-Feature Map) 알고리즘을 영상특성 변화에 적응적인 대처가 가능하도록 변형시킨 신경망 분류기(Neural Classifier)를 사용한다.

## 2. MPEG-4 매크로블록 기반 전송률 제어 방법

MPEG-4 비디오 전송률 제어(Rate control) 방법은 버퍼의 제약 및 낮은 지연시간을 갖는 균일 전송률 제어와 지연제약(Delay constraints)을 고려하지 않는 가변 전송률 제어를 복합적으로 고려하여 이를 모두 충족하도록 디자인 되어있다. 또한 MPEG-4 비디오 전송률 제어 방법은 귀환회기 방법으로, 현재 코딩 할 영상에 대한 타겟 비트율(Target bitrate)을 정하고 과거에 코딩 완료된 정보를 이용하여 RD모델을 갱신한 후, 해당 영상에 대한 양자화 스텝을 예측하여 엔코딩을 수행하도록 설계되어 있다. 이때 양자화 스텝 예측에 이용되는 RD 모델은 왜곡 비트율 이론을 기반으로 하고 있다[1].

MPEG-4 비디오신호 부호화 시스템에서는 먼저 DCT(Discrete Cosine Transform), 양자화(Quantization; Q), 움직임 예측 및 보상(Motion estimation / compensation: ME/MC) 등을 수행하여 공간축 방향과 시간축 방향에서 영상정보 압축을 수행한다. 압축된 정보는 부호의 발생확률의 편중에 따른 엔트로피 부호화를 위하여 VLC(Variable Length Coding)를 수행하며 송신버퍼가 이를 전송선로로 전송하여 부호화를 수행한다[1]. 이때 부호화되어 전송되는 비트의 양이 전송선로의 용량을 초과해서는 안되므로, 매크로블록을 기반으로 하는 전송률 제어부에서 매크로블록 당 양자화 스텝 값  $Q$ 를 제어한다[1~2, 6~7]. 매크로블록 기반 전송률 제

어 알고리즘의 블록도를 그림 1에 도시하였다. 그림에서 프레임에 대한 영상복잡도와 각 매크로블록에 대한 영상복잡도를 구하고 프레임의 첫 매크로블록에 대한 양자화 스텝을 구하여 이를 프레임에 대한 양자화 스텝으로 정한다. 결정된 양자화 스텝을 이용하여 첫 번째 매크로블록의 부호화를 수행하고, 부호화 완료후의 결과 데이터를 저장하여 다음 매크로블록에 대한 양자화 예측에 이용한다. 전송비트 결정은, 이전에 부호화가 완료되어 발생된 비트와 전송선로상의 비트율(bitrate)의 관계를 이용하여, 목표(target) 비트량을 결정한다. 목표 비트량 설정은 송신버퍼의 점유상태를 고려하며 버퍼의 오버플로우(overflow)와 언더플로우(underflow)를 피하도록 설계한다.

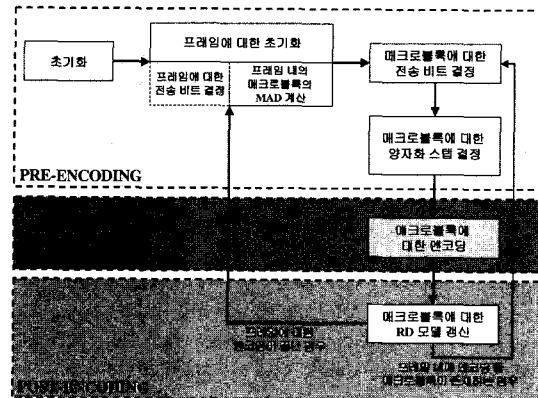


그림 1 MPEG-4 매크로블록 기반 전송률 제어 알고리즘의 블록도

목표 비트량과 부호화하고자 하는 영상의 복잡도(MAD 또는 SAD: Sum of Absolute Difference)가 결정되면 왜곡 비트율 이론을 기반으로 하는 RD모델을 이용하여 양자화 스텝을 결정하게 된다. 예로서, MPEG-4에서 대표적으로 사용되는 RD 모델은 다음과 같다.

$$R = MAD \cdot (A_1/Q + A_2/Q^2) \quad (1)$$

여기서  $R$ 은 부호화하고자 하는 영상의 목표 비트량이며,  $MAD$ 는 전송 영상의 복잡도,  $Q$ 는 양자화 스텝,  $A_1$ 과  $A_2$ 는 RD 모델 갱신 단계에서 결정되는 파라미터 값이다. RD 모델과 목표 비트량을 기반으로 양자화 스텝을 결정하는 과정을 그림 2에 개념적으로 도시하였다. 결정된 양자화 스텝을 이용하여 부호화가 완료되면, 실제 발생된 결과인  $MAD$ (부호화된 영상의 영상복잡도)와, 사용된 양자화 스텝  $Q$ , 그리고 부호화 후 실제 발생

된 비트량(Bit)을 알 수 있게 되는데, 이때 실제 발생된 비트량이 목표 비트량과 오차가 발생할 수 있으며 해당 오차를 감소시키기 위하여 RD모델을 주기적으로 갱신하는 과정이 필요하게 된다. 이는 RD모델 갱신부에서 수행하며, MPEG-4에서는 식(1)의  $A_1$ 과  $A_2$ 를 FCFS 큐 (First Come First Serve Queue)에 저장된 결과를 이용하여 귀환회기 방법을 이용하여 주기적으로 갱신한다.

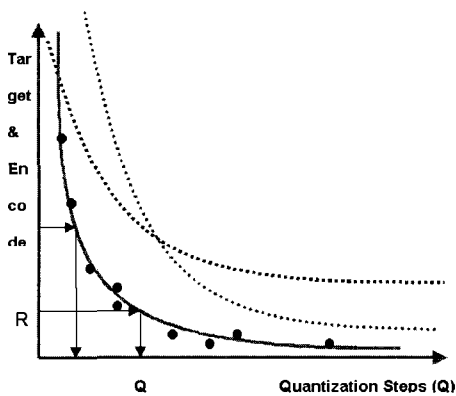


그림 2 목표 비트와 RD모델을 이용한 양자화 스텝 결정 과정

MPEG-4 매크로블록 기반 전송률 제어 알고리즘은 다음의 7단계로 구성되어 있다[1,6,8~9].

[스텝 1] 초기화

- [1-1] 전송률 제어에 이용되는 변수들을 초기화한다.
- [1-2] RD 모델 식의 변수에 대한 초기화한다

[스텝 2] 프레임에 대한 초기화

[2-1] 이미 부호화가 완료된 프레임의 발생 비트량과 현재의 송신버퍼 상태를 고려하여 프레임 당 목표 비트량을 계산하고, 이 값에 프레임에 대한 움직임 벡터와 헤더 정보에 해당하는 비트량을 제외한 나머지 값을 프레임 당 목표 비트량으로 정한다. 버퍼 상태의 고려는 전송폭을 고려하여 해당 영상 프레임의 정보를 끊임없

$T$ : 현재 프레임에 대한 목표 비트량  
 $T'$ : 이전 프레임에 대한 부호화된 비트량  
 $N_f$ : 앞으로 부호화 해야하는 프레임의 수  
 $a$ : 현재의 버퍼량  
 $b$ : 버퍼 크기에서 현재 버퍼량을 뺀 여분량  
 $R_f$ : 전송 비트율 ( bits/second)  
 $past\_percent$ : 상수 값  
 $T = R_f / N_f \cdot (1 - past\_percent) + T' \cdot past\_percent$   
 $T = (a + 2b) T' / (2a + b)$   
 $T = \max(R_f / 30, T)$

이 안정적으로 부호화를 수행하도록 하며, 부호화가 완료된 비트량이 과도하다면 현재 프레임에 대한 목표 비트량을 적게 할당하게 하고, 반대의 경우는 높게 할당하도록 하게 한다.

[2-2] 프레임내의 모든 매크로블록에 대하여 영상복잡도(MAD)값을 구한다. 또한 매크로블록 중요도에 관련된 웨이트 값  $W$ 를 고려한 프레임의 영상복잡도  $S$ 를 구한다.

$MAD_{ij}$ : 매크로블록(i, j)의 MAD 값  
 $W_{ij}$ : 매크로블록(i, j) 당 중요도에 대한 변수 값. 기본적으로 1이다.  
 $S$ : 현재 프레임에 대한 영상 복잡도  
 $S = \sum W_{ij} \cdot MAD_{ij}$

[스텝 3] 매크로블록 당 목표 비트량 계산  
 매크로블록에 대한 목표 비트량은 프레임의 영상복잡도에 대한 매크로블록의 영상복잡도의 비로 결정한다.

$T_{ij}$ : 매크로블록 (i, j) 에 대한 목표 비트량  
 $T_{ij} = T_{text} \cdot W_{ij} \cdot MAD_{ij} / S$

[스텝 4] 매크로블록 당 양자화 스텝 예측 및 조정

[4-1] 각각의 매크로블록의 MAD와 목표 비트량을 RD 모델 식에 대입하여 매크로블록 당 양자화 스텝을 예측한다. 만약 매크로블록에 대한 목표 비트량이 0 이하가 되는 경우에는 양자화 스텝을 31로 정한다.

$Q_{ij}$ : 매크로블록(i,j) 당 양자화 스텝  
 Bitrate: 비트율 (bits per pixel)  
 if (Bitrate > R)  $T_{ij} = A_1 \cdot MAD^2 / Q^2$   
 else  $T_{ij} = A_2 \cdot MAD / Q + A_3 \cdot MAD / Q^2$

[4-2] 매크로블록 당  $Q_{ij}$ 를  $Q_{frame}$ (시작 매크로블록의  $Q$  또는 프레임의  $Q$ )을 기준으로  $\pm 2$  범위 이내에 값을 갖게 조절하며, 변동폭을  $DQUANT$ 로 명한다. 또한  $(Q_{ij} + DQUANT)$  값을 이용하여 매크로블록 당 양자화를 수행하며,  $DQUANT$ 의 값은 복호화기로 전송한다. 이는 각 매크로블록 당 5비트( $Q$ 값이 1~31의 범위)를 할당하여 부호화를 수행할 수 있지만, 많은 양의 오버헤드(Overhead) 비트를 추가로 발생시키게 된다. 그러므로 프레임의 시작 매크로블록의  $Q$ 값을 프레임의  $Q_{frame}$

$Q_{frame}, Q_{ij}$  각각 매크로블록에 대한 양자화 스텝  
 $DQUANT$ :  $Q_{frame}$  에 대한  $Q_{ij}$ 의 변동 폭  
 $EncodingforMacroblock(Q)$ :  $Q$ 값을 이용한 부호화 수행.  
 $DQUANT = Q_{frame} - Q_{ij}$   
 if (  $DQUANT > 2$  )  $DQUANT = 2$   
 else if (  $DQUANT < -2$  )  $DQUANT = -2$   
 $EncodingforMacroblock ( Q_{frame} + DQUANT )$

값으로 정한 후, 각각의 매크로블록의 양자화 스텝을 이 값을 기준으로 매크로블록 당 2비트를 사용하도록 제한한 것이다.

[스텝 5] 매크로블록 당 부호화 수행

양자화 스텝을 이용하여 매크로블록 당 부호화를 수행.

[스텝 6] RD 모델 갱신

[6-1] 매크로블록 당 부호화 결과 데이터  $\{MAD, Bit, Q\}$ 를 FCFS큐에 저장한다. 저장시에 매크로블록 당 발생 비트량이 0인 경우는 저장하지 않으며 RD 모델 또한 갱신하지 않는다.

[6-2] 다음 매크로블록에 대한 양자화 스텝 예측에 이용될 [스텝 4]에서 제시된 RD 모델 계수( $A_1, A_2, A_3$ )를 귀환회기 과정을 통하여 갱신한다.

[스텝 7] 매크로블록 당 부호화를 수행하는 경우 [스텝 3]으로, 프레임에 대한 부호화가 끝난 경우는 [스텝 2]로 간다.

[7-1] 프레임에 대한 부호화가 완료된 경우에 있어서 프레임 당 발생 비트량이 버퍼의 80%를 넘으면 오버플로우를 방지하기 위하여 프레임 정보 전송을 중단한다.

기존의 전송률 제어 방법은, 영상특징이 급변할 때 과거 정보를 바탕으로 한 RD모델을 적용할 수 없게 되어, 해당 영상에 적절한 부호화를 수행할 수 없게 된다. 이를 해결하기 위하여 실제 발생 비트의 양과 양자화된 DCT 계수 중에 "0" 값의 점유율은 선형(linear)관계에 있다는 특징을 이용한 전송률 제어 방법 등이 제안되어 있다[10]. 본 논문에서는 영상 특성 변화에 적극적으로 대처하기 위한 방법으로서 SOFM기반 신경망 분류 알고리즘을 이용하여 전역모델을 구성하고 이를 이용하여 양자화 스텝을 결정하는 전송률 제어 방법을 제안한다.

### 3. SOFM기반 신경망 분류기를 이용한 전송률제어 방법

본 논문에서 제안한 SOFM기반 신경망 분류기를 이용한 MPEG-4 부호화기의 전송률제어 방법은 다음과 같다. 먼저 부호화 하고자 하는 영상 시퀀스가 입력으로 들어오면, 매크로블록 당 영상복잡도(MAD)와 목표 비트량(Bit)을 결정한다. 각 매크로블록 당  $\{MAD, Bit\}$ 를 입력으로 SOFM 기반 신경망 분류기를 통해 양자화 스텝을 결정한다. 결정된 양자화 스텝을 이용하여 매크로블록 당 부호화를 수행한다. 부호화가 완료되면 전역 RD 모델에 대한 웨이트 값을 갱신하여 다음에 입력될 매크로블록 부호화에 이용하고, 부호화가 완료되어 매크로블록 당 발생된 비트스트림은 다중화 부호기를 거쳐 송신 버퍼를 통해 복호화기로 전송된다.

제안된 전송률 제어 방법을 구현하기 위해서는 입력 영상의 특징을 사전에 분류해 놓고, 경우에 따라 적절히 갱신이 가능한 전역 RD모델을 효율적으로 구축하여야 한다. 또한 전역 RD모델을 구축하기 위해서는 모델의 입력이 영상특성을 잘 표현할 수 있도록 설정되어야 한다. 입력 파라미터로는 RD모델에 자주 이용되는 영상복잡도 MAD와 발생 비트량 Bit를 사용한다. 또한 보다 정확한 RD모델을 예측하기 위하여  $\{MAD, Bit\}$ 로부터 MAD/Bit를 부가적으로 재구성하여 파라미터로서 첨부한다.

RD모델을 전역적으로 구축하기 위하여, 매크로블록 타입에 따라 결정되는 부호화 모드(Encoding mode)를 신중히 고려하였는데, 이는 인터모드(InterMode)와 인트라모드(IntraMode)로 나뉘며 각각의 모드에 대해서 지역적 RD 모델을 구축하고 그것들을 조합하여 전역 RD모델을 구성한 후 매크로블록에 대한 양자화 스텝을 결정하는데 이용한다. 모델 구축은 충분한 영상특징 데이터의 수집을 기반으로 구현된다. 이를 위하여 다양한 이미지 시퀀스를 수집한 후, 그림 3에 도시한 것과 같이, 양자화 스텝을 1에서 31까지 고정 양자화 전송률 제어 방법(Fixed Quantization rate control)을 이용하여 각각의 시퀀스에 부호화를 수행함으로써 모델구축에 필요한 매크로블록 단위의 영상특징 데이터인  $\{MAD, Bit, MAD/Bit, Q, Encoding Mode\}$ 를 수집한다. 수집된 영상특징 데이터들로부터  $\{MAD, Bit, Q\}$ 를 추출하여 3차원 그래프를 구성하여 그림 4에 도시하였는데, RD 커

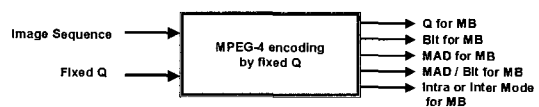


그림 3 영상특징 데이터 추출 과정

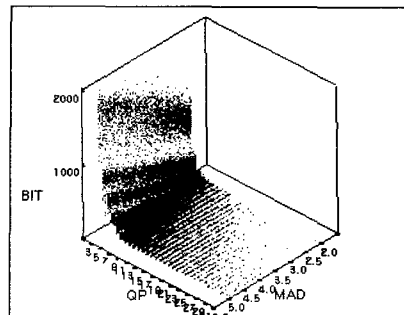


그림 4 실제 발생된 부호화 결과인  $\{MAD, Bit, Q\}$ 의 관계

브가 MAD의 크기 별로 무수히 존재함을 쉽게 발견할 수 있다. 이는 RD 모델을 MAD 구간별로 나누어 각각에 대해 지역적 RD 모델을 구성하는 것이, 영상특성 변화에 적응적으로 양자화 스텝을 예측할 수 있음을 의미한다. 또한 각각의 MAD구간을 부호화 후 발생된 비트량의 크기에 따라 세분화하여 구분하도록 구성하였다.

그림 5에 지역적 RD모델을 이용하여 전역 RD모델을 구성하는 방법을 도시하였다. 전역 RD모델은 먼저 각각의 매크로블록 당 부호화 모드인 인트라모드와 인터모드를 이용하여 지역적 RD모델로 분할되며, 인터모드의 경우에는 해당 MAD의 크기에 따라 N개의 구간으로 분할하였다. 또한 각각의 MAD에 의해 분류된 구간을 비트발생량에 따라 M개의 구간으로 세부적으로 분할하였다. 인트라모드의 경우에 있어서는 비트발생량에 따른 L개의 구간만을 두었다. 실험에서는 N을 {0~2, 2~5, 5~10, 10이상}의 4개의 세부 구간으로 분할하였으며 M은 {0~154, 154~384, 384비트이상}의 3개의 구간으로 나누었고, L은 154 비트 이하, 154비트 이상 등의 2개의 구간을 두었다. 예로서, N=4이고 M=3인 경우, 인터모드의 경우 총 12개의 지역적 RD 모델이 생성되며, 인트라모드의 경우 L=2이라면 2개의 지역적 RD모델이 생성되어 총 14개의 지역적 RD모델을 구성하고, 그림에서 도시한 바와 같이 이들을 조합하여 전역 RD모델을 구축한 후, 매크로블록 당 Q값을 예측하는데 사용한다.

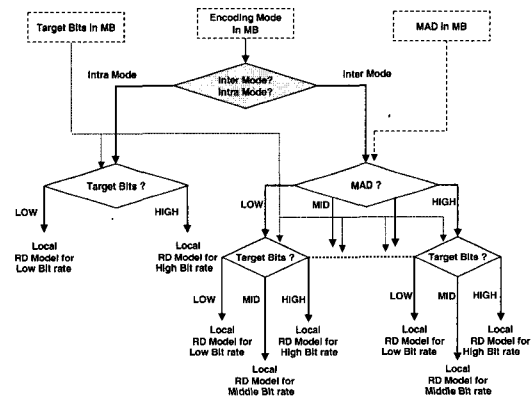


그림 5 지역적 RD모델의 조합으로 구성된 전역 RD 모델

지역적 RD모델을 수리적 분석을 기반으로 하여 공식화하기는 어려우므로, 인식 분야에 사용되는 클러스터링 알고리즘이나 신경망 알고리즘 등을 이용하여 구축한다. 본 논문에서는 지역 RD모델을 구성하기 위해서 비선형 클러스터링 알고리즘(Nonlinear clustering)의 하나인

SOFM 알고리즘을 양자화 스텝 예측에 적합한 방법으로 변형하여 사용한다. SOFM 알고리즘은 신경망(Neural network) 구조를 사용하며, 각각의 뉴런(neuron)에 연결된 웨이트의 학습을 통해 비선형 공간에서도 클러스터링이 가능하게 하는 알고리즘이다. SOFM에서 웨이트 학습 방법은 두 가지의 방법을 사용한다. 첫 번째로는 "Winner takes all" 방법으로 입력벡터와 각 뉴런간의 거리를 구해 거리가 최소가 되는 뉴런을 승자뉴런(Winner neuron)으로 정하여 해당 웨이트를 갱신한다. 이때 뉴런과 입력 벡터와의 거리는 식 (2)와 같이 입력 벡터와 그에 대응하는 웨이트와의 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 이용한다[11].

$$\|x-y\| = \sum(x_n - y_n)^2 \quad (2)$$

여기서  $x, y$ 는 벡터를 의미하며  $N$ 은 입력벡터 형태(feature)의 수를 의미한다. 즉  $x_n$ 은 벡터  $x$ 의  $n$ 번째 형태를 의미한다.

"Winner takes all" 방법으로 웨이트에 대한 갱신을 수행할 때 그림 6에 도시한 바와 같이 승자 뉴런에 이웃하는 뉴런을 포함한 강화지역(reinforcement region)을 정하여 해당 웨이트를 갱신하는 방법을 사용하였다. 또한 "Lateral inhibition" 방법은 그림 7에 도시한 바와 같이 승자 뉴런을 중심으로 강화지역내의 뉴런들은 입력벡터와 가까워 지는 방향으로 학습을 하고, 그 이외의 지역을 약화지역(extinguishing region)으로 정하여 입력벡터와 멀어지는 방향으로 학습을 수행하는 방법이다[11].

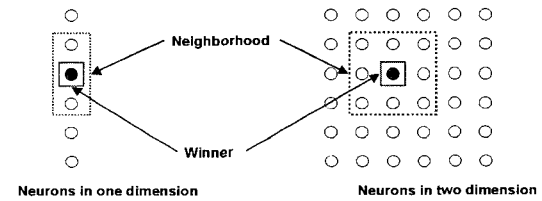


그림 6 승자 뉴런과 강화지역 내 뉴런들

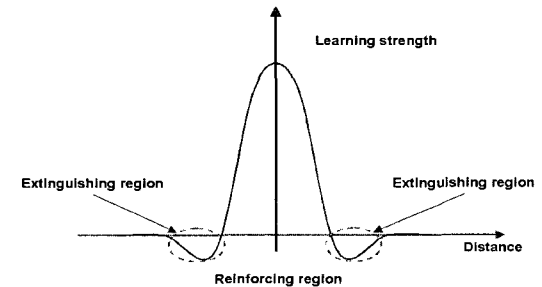


그림 7 "Lateral inhibition" 방법의 학습 강도

지역적 RD 모델 구성을 위한 SOFM 기반 신경망 분류기의 구조를 그림 8과 같이 제안하였다. 제안된 SOFM 기반 분류기에서는 입력벡터에 대한 웨이트에 대해 거리를 구하여 최소거리를 갖는 뉴런을 승자뉴런으로 정하고 해당 뉴런의 웨이트를 갱신한다. 또한 출력뉴런에 웨이트를 두고 승자뉴런이 결정되면 해당 출력뉴런에 대해서 목표 양자화 스텝  $Q$ 를 답도록 해당 웨이트 값을 갱신한다. 승자뉴런에 대한 갱신은 식 (3)과 (4)를 이용하여 수행한다.

$$v^{m*} = v^{m*} + \eta [x - v^{m*}] \quad (3)$$

$$w^{m*} = w^{m*} + \eta (Q - w^{m*}) \quad (4)$$

식 (3)은 입력벡터에 대한 승자뉴런의 웨이트 갱신, 식 (4)는 승자뉴런에 대한 출력뉴런의 갱신 관련 식을 나타낸다. 각각의 식에서  $m^*$ 는 승자뉴런에 대한 색인(index)을 뜻하며,  $v^{m*}$ 는 승자뉴런에 대한 웨이트 벡터를,  $w^{m*}$ 는 승자뉴런에 대한 출력뉴런의 웨이트를,  $x$ 는 입력벡터를,  $\eta$ 는 학습률을,  $Q$ 는 목표 양자화 스텝을 의미한다.

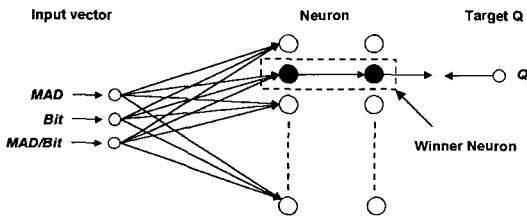


그림 8 제안된 지역적 RD 모델 구성을 위한 SOFM 기반 분류기 구조

각각의 지역적 RD 모델 구축에 사용된 알고리즘은 다음과 같다.

- 입력벡터  $x^{(p)} = \{MAD^{(p)}, Bit^{(p)}, MAD^{(p)} / Bit^{(p)}\}$
- $p$ 는 패턴 넘버 (pattern number)
- $M$ 은 출력뉴런의 개수,  $N$ 은 입력 벡터의 차원
- $v_n^{(m)}$ 은  $n$ 번째 입력으로부터의  $m$ 번째 출력뉴런 사이의 웨이트
- $w_n^{(m)}$ 은  $m$ 번째 출력뉴런의 양자화 스텝에 대한 웨이트
- $\eta(0)$ 는 학습률의 초기값
- $\Lambda(0)$ 은 강화지역의 시작(initial) 크기
- $\eta(i)$ 와  $\Lambda(i)$ 는  $i$ 번째 epoch에서의 학습률과 강화지역 크기이며, 반복학습이 되면서 해당 크기가 줄어든다.

[스텝 1] 초기화

0과 1사이의 임의의 값으로 웨이트  $v_n^{(m)}$ 과  $w^{(m)}$ 를 초

기화한다.

$$v_n^{(m)} = random(0,1), \quad w^{(m)} = random(0,1)$$

학습률  $\eta(0)$ 와 강화지역  $\Lambda(0)$ 를 초기화한다.

[스텝 2] 벡터  $x^{(p)}$ 를 입력한다.

[스텝 3] 승자뉴런을 찾는다

유클리디안 거리를 이용하여  $x^{(p)}$ 에 제일 잘 대응되는 웨이트 벡터에 대한 뉴런을 승자뉴런으로 정하고 색인  $m^*$ 을 기록한다.

$$m^* = k \text{ where } ||v^{(k)} - x^{(p)}|| < ||v^{(j)} - x^{(p)}||, \\ 1 \leq j \leq M, 1 \leq k \leq M$$

[스텝 4] 승자뉴런의 웨이트 벡터를 갱신한다.

강화지역 안의(중심:  $m^*$ ) 웨이트 벡터를 [스텝 3]에서 결정된 색인  $m^*$ 를 중심으로 입력 벡터  $x^{(p)}$  방향으로 갱신된다.

$$v^{(j)} = v^{(j)} + \eta(i)[x^{(p)} - v^{(j)}], \text{ if } j \in \Lambda(i)$$

[스텝 5] 승자뉴런의 Q 스텝에 대한 웨이트 갱신  
입력벡터  $x^{(p)}$ 에 대응하는  $Q^{(p)}$ 을 이용하여 승자뉴런에 대한 Q 관련 웨이트를 갱신한다.

$$w^{(j)} = w^{(j)} + \eta(i)[Q^{(p)} - w^{(j)}], \text{ if } j \in \Lambda(i)$$

[스텝 6]  $p \leq P$ (입력 패턴의 수)인 경우에는 스텝 2로 돌아가고 그 외는 스텝 7로 간다.

[스텝 7] 각각의  $i$ 번째 epoch에서,  $\eta(i)$ 의 크기와 강화지역  $\Lambda(i)$ 의 크기를 선형감소 함수를 이용하여 줄인다.

[스텝 8] 트레이닝 종료 조건을 만족했다면 끝낸다. 그렇지 않은 경우에는  $i$ 를 1증가하여 스텝 2로 간다.

#### 4. SOFM 분류기를 이용한 MPEG-4 매크로 블록 기반 전송률 제어 알고리즘

SOFM 분류기를 이용하여 양자화 스텝을 결정하는 방법을 그림 9에 도시하였다. 그림에서 매크로블록 당 목표 비트와 영상복잡도(MAD), 그리고 부호화 모드를 입력으로 받으면, 입력에 해당하는 지역적 RD 모델을 선택한다. 지역적 RD 모델은 그림 5에 설명한 바와 같이 부호화 모드와 MAD 및 목표 비트에 대한 분류를 통해서 선택된다. 입력벡터인  $\{MAD, Bit, MAD/Bit\}$ 는 해당 매크로블록의 영상복잡도인 MAD와 할당된 목표 비트를 정규화하여 구성한다. SOFM Test 단계에서는 지역적 RD모델에 입력벡터를 입력하여 그것과 제일 가까운 뉴런을 찾아 이를 승자뉴런으로 정한다. 결정된 승자뉴런의 양자화 스텝에 대한 웨이트를 해당 매크로블록에 대한 양자화 스텝으로 결정하고 여기에 양자화 스텝 보정 단계에서 결정된 Q 보정 변수를 더하여 매크

로블록에 대한 최종 양자화 스텝으로 결정한다. Q 보정 변수는 실제 부호화 후 발생된 비트량이 해당 뉴런의 목표 비트량과 차이가 큰 경우가 발생되면, 양자화 스텝의 값을 적응적으로 값을 증가시키거나 감소시키는 방법으로 전송률 제어과정에서 자세히 설명한다.

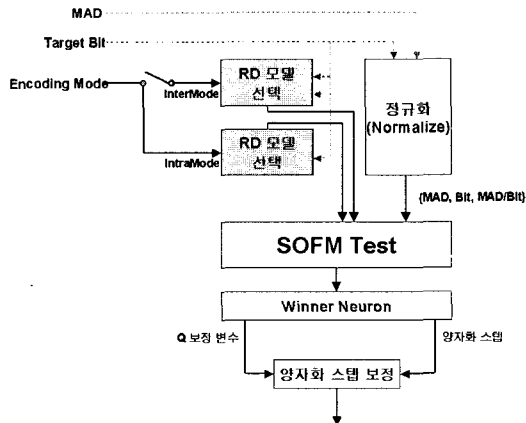


그림 9 SOFM 분류기를 이용한 양자화 스텝 예측 방법

제안된 SOFM 분류기를 적용한 MPEG-4 매크로블록 기반 전송률 제어 과정은 다음과 같이 7 단계로 구성되어 있다.

[스텝 1] 초기화

[1-1] 전역 RD 모델 웨이트 ( $v^{(j)}, w^{(j)}, j=1, \dots, M$ ) 를 읽어 들인다. M은 뉴런의 수를,  $v^{(j)}$ 는 j번째 뉴런의 웨이트 벡터,  $w^{(j)}$ 는 j번째 뉴런의 양자화 스텝에 대한 웨이트 값이다.

[1-2] 매크로블록에 대한 목표 비트량과 MAD에 대한 임계값을 초기화 한다. (목표 비트량에 대한 임계값:  $Bit_{THR1}=154, Bit_{THR2}=384, MAD$ 에 대한 임계값:  $MAD_{THR1}=2, MAD_{THR2}=5, MAD_{THR3}=10$ )

[스텝 2] 프레임에 대한 초기화.

MPEG-4 매크로블록 기반 전송률 제어 방법의 [스텝 2]와 동일하다.

[스텝 3] 매크로블록 당 목표 전송 비트량 계산

MPEG-4 매크로블록 기반 전송률 제어 방법의 [스텝 3]과 동일하다.

[스텝 4] 매크로블록 당 양자화 스텝 결정

[4-1] 부호화하려는 매크로블록의 영상 복잡도인 MAD와 해당 매크로블록에 할당된 목표 비트량을 이용하여 매크로블록 당 입력벡터  $x=(MAD, Bit, MAD/Bit)$ 를 구성한 후, SOFM 기반 신경망 분류기를 적용하

여 지역 RD모델로부터 양자화 스텝을 예측하고 여기에 Q보정 변수를 더하여 매크로블록에 대한 양자화 스텝을 결정한다.

[4-2] Q 보정 변수는 [스텝 6]에서 결정한다.

[4-3] 목표 비트량이 0 이하가 되는 경우에 있어서는 양자화 스텝을 무조건 31로 하여 부호화 시에 발생하는 비트량을 최소로 줄인다.

[4-4] 매크로블록의  $Q_{ij}$ 를 프레임  $Q_{frame}$ 을 기준으로 조정해 주는 방법은 MPEG-4 매크로블록 기반 전송률 제어 방법의 [스텝 4-2]와 동일하다.

$Q_{ij}$ : 매크로블록(i, j)에 결정된 대한 양자화 스텝  
 $Q_{update}$ :  $Q_{ij}$ 를 예측한 승자 뉴런에 대한 Q 보정 변수  
 $MADBit_{ij}$ : 매크로블록(i, j)의  $MAD_{ij} / T_{ij}$   
 $MAD_{ptr}$ :  $MAD_{ij}$  크기에 대한 구간을 나타내는 변수  
 $Bit_{ptr}$ :  $T_{ij}$  크기에 대한 구간을 나타내는 변수  
 $EncodingMode$ : 매크로블록에 대한 부호화 모드 (인트라, 인터)  
 $M$ : 뉴런의 수  
 $InterNeuronSet$ : 인터 모드에 속하는 RD 모델의 뉴런 집합  
 $IntraNeuronSet$ : 인트라 모드에 속하는 RD 모델의 뉴런 집합  
 $x$ :  $\{MAD_{ij}, T_{ij}, MADBit_{ij}\}$ 로 이루어진 입력 벡터  
 $m^*$ : 입력 벡터와 최소 거리를 갖는 승자 뉴런에 대한 색인  
 $VectorSize$ : 입력 벡터 Feature 수  
 $MAX_i$ : 입력 벡터 i번째 Feature의 최대값  
 $MIN_i$ : 입력 벡터 i 번째 Feature의 최소값  
 $NCMODEL$ :  $Q_{ij}$ 를 결정하는 함수로써,  $\{EncodingMode, MAD_{ptr}, Bit_{ptr}\}$ 를 이용하여 지역 RD 모델을 선택하고,  $\{T_{ij}, MAD_{ij}, MADBit_{ij}\}$ 를 입력하여 승자 뉴런을 찾아 양자화 스텝에 대한 웨이트를  $Q_{ij}$ 로 결정한다.

```

if (  $MAD_{ij} < MAD_{THR1}$  )       $MAD_{ptr} = 0$ 
else if (  $MAD_{ij} < MAD_{THR2}$  )   $MAD_{ptr} = 1$ 
else if (  $MAD_{ij} < MAD_{THR3}$  )   $MAD_{ptr} = 2$ 
else                                $MAD_{ptr} = 3$ 
if (  $T_{ij} < BIT_{THR1}$  )         $Bit_{ptr} = 0$ 
if (  $T_{ij} < BIT_{THR2}$  )         $Bit_{ptr} = 1$ 
else                                $Bit_{ptr} = 2$ 
 $MADBit_{ij} = MAD_{ij} / T_{ij}$ 
 $Q_{ij} = NCMODEL(EncodingMode, MAD_{ptr}, Bit_{ptr}, MAD_{ij}, T_{ij}, MADBit_{ij})$ 
 $Q_{ij} = Q_{ij} + Q_{update}$ 

```

```

NCMODEL(EncodingMode, MAD_{ptr}, Bit_{ptr}, MAD_{ij}, T_{ij}, MADBit_{ij})
{
  if (EncodingMode == IntraMode)
    RD_MODEL = IntraNeuronSet[MAD_{ptr}][Bit_{ptr}]
  else if (EncodingMode == InterMode)
    RD_MODEL = InterNeuronSet[MAD_{ptr}][Bit_{ptr}]
   $x = \{MAD_{ij}, T_{ij}, MADBit_{ij}\}$ 
  for i=1 do VectorSize
     $x_i = (x_i - MIN_i) / (MAX_i - MIN_i)$ 
   $m^* = k$  where  $\|v^{(k)} - x\| < \|v^{(j)} - x\|$ ,  $1 \leq j \leq M, 1 \leq k \leq M$ 
  return  $w^{m^*}$ 
}

```

[스텝 5] 매크로블록에 대한 부호화 수행

결정된 양자화 스텝을 이용하여 매크로블록 당 부호



그림 10 실험에 사용된 6개의 영상 시퀀스

화를 수행함.

[스텝 6] SOFM 웨이트 갱신 및  $Q$  보정 변수 갱신

SOFM 기반 신경망 분류기에서 사용되는 승자뉴런에 연계된 웨이트 값과  $Q$  보정 변수를 갱신한다. 즉 매크로블록에 대한 부호화 결과로 나온 ( $MAD$ ,  $Bit$ ,  $Q$ )를 이용하여 전역 RD 모델에 대한 웨이트 ( $v^{(m*)}$ ,  $w^{(m*)}$ ,  $m^*$  = winner neuron index)를 갱신한다. 이때 매크로블록에 대한 부호화 결과 실제 발생된 비트량이 목표 비트량의 2배 이상이 되면  $Q$  보정 변수인  $Q_{update}$ 의 값을 1 증가시키고, 목표 비트량의 30% 이하가 되면  $Q_{update}$ 의 값을 1 감소시킨다. 그리고, 매크로블록에 대한 부호화 결과를 프레임에 대한 목표 비트량과 복잡도에 반영하여 전송 비트 제어용 전역 모델의 갱신을 수행한다.

$Bit_{mb}$  : 부호화 후 매크로블록당 실제 발생 비트량  
 $x$  : 부호화 후 발생된 결과: ( $MAD$ ,  $Bit$ ,  $MAD/Bit$ )  
 $Q$  : 현재 매크로블록에 대한 양자화 스텝  
 $\eta$  : 학습률  
 $m$  :  $Q_{ij}$ 를 예측한 SOFM 기반 신경망 분류기의 승자 뉴런 색인

for  $i=1$  do VectorSize  $v_j^{(m)} = v_j^{(m)} + \eta \times (x_j - v_j^{(m)})$   
 $w_j^{(m)} = w_j^{(m)} + \eta \times (Q - w_j^{(m)})$   
 if ( $Bit_{mb} > T_{ij} \times 2$ )  $Q_{update}++$   
 else if ( $Bit_{mb} < T_{ij} \times 0.3$ )  $Q_{update}--$   
 $T_{text} = T_{text} - Bit_{mb}$   
 $S = S - W_{ij} \times MAD_{ij}$

[스텝 7] 프레임에 대한 부호화가 끝난 경우에는 [스텝 2]로 가고 그렇지 않은 경우 [스텝 3]으로 간다. 이는 이 미지 시퀀스에 대한 부호화가 끝날 때까지 계속한다.

[7-1] 프레임에 대한 부호화를 끝낸 경우에 있어서 프레임에 대한 부호화 발생 비트량이 버퍼의 80%를 넘으면 오버플로우를 방지하기 위하여 해당 프레임 전송을 중단한다.

## 5. 실험 결과

제한된 전송률 제어 방법은 MOMUSYS의 MPEG-4 VM(Verification Model) CODEC에 설치되었으며, 제어 성능은 MPEG-4 VM에서 권장하는 매크로블록 기반 전송률 제어 방법의 성능과 비교하였다. MPEG 성능평가 테스트에서 광범위하게 사용되는 "News", "Stefan", 그리고 "Akiyo"의 QCIF급 영상 시퀀스를 지역적 RD 모델 구축용 학습 데이터로 사용하였으며, 각각의 알고리즘에 대한 성능평가를 위하여 "Container", "Hall Monitor" 그리고 "Silent"의 QCIF급 영상 시퀀스를 테스트 데이터로 이용하여 비교 실험을 수행하였다. 실험에 사용된 6개의 영상 시퀀스는 그림 10에 도시하였다.

사용된 시퀀스는 모두 초당 30Hz의 프레임율 (frame/second)을 갖고 있으며, 10초 분량으로 구성되어 있다.

그림 3에 도시한 바와 같이 지역적 RD 모델 구축에 필요한 매크로블록 당 영상특징 데이터인 ( $MAD$ ,  $Bit$ ,  $MAD/Bit$ ,  $Q$ ,  $Encoding Mode$ )의 수집은 학습용 데이터로 지정된 3개의 QCIF급 영상 시퀀스에 대하여 10Hz, 15Hz, 30Hz 등의 프레임 율에서 양자화 스텝을 1에서 31까지 변화시켜가면서 해당 영상 시퀀스의 부호화를 수



행함으로써 이루어졌다. 예로서 매크로블록 당 영상 특징 데이터는 15Hz로 부호화된 10초 분량의 QCIF급 영상 시퀀스에서 1개의 Q값을 변화시킬 때 마다 약 14,850개(11MB×9MB×15Hz×10초)정도 도출된다. 전역 RD 모델은 그림 5에 도시된 것과 같이 구현되었으며 지역 RD모델 구현을 위하여 인터모드와 인트라모드에 각각 10×10과 6×6 뉴론으로 구성된 SOFM 신경망 분류기를 사용하였다. 본 논문에서 구현된 SOFM신경망 분류기의 성능을 검증하기 위하여 수집된 학습용 데이터 중에서 임의로 선택된 약 24,000 개의 영상 특징 데이터를 검증용 데이터로 이용하여 (MAD, Bit, MAD/Bit)가 SOFM분류기에 입력되었을 때 출력된 Q값과 고정 양자화를 수행하면서 지정된 Q값의 비교를 수행하였다. 비교는 학습 데이터 수집시 지정된 Q(Target Q)값과 분류기를 통하여 도출된 Q(Estimated Q)값의 차에 대한 히스토그램(Histogram)을 이용하여 수행하였으며 그 결과를 그림 11에 도시하였다.

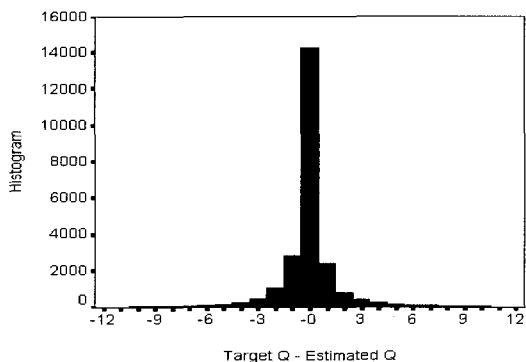


그림 11 히스토그램을 이용한 SOFM분류기의 성능 검증.

그림에서 도시된 바와 같이, 학습시 지정된 Q값과 SOFM분류기에서 출력된 Q값의 차가 0인 경우가 60%, ±1인 경우가 22%, ±2인 경우가 8%, ±3인 경우가 4% 등으로 도출 되었으며, 누적 오차가 ±3이내의 경우가 94% 정도로 SOFM 분류기의 성능이 우수함을 쉽게 발견할 수 있다. 또한 그림 2에서 도시된 바와 같이 RD 모델의 특성상 Q값의 크기가 적은 경우에서 발생하는 비트량은 Q값의 크기가 큰 경우에 비하여 지수 함수적으로 증가하게 되며 따라서 전송률 제어에도 크게 영향을 미친다. 따라서 Q값이 10이내인 경우의 정확도를 산출하여 보았는데, 지정된 Q값과 분류기에서 출력된 Q값의 차가 0인 경우가 71%, ±1인 경우가 21%, ±2인 경우가 5%정도이며, 누적오차는 ±2내의 경우가 97%로서

Q값 예측을 SOFM분류기가 정확하게 수행하고 있음을 발견할 수 있었다.

본 논문에서 제안된 알고리즘과 MPEG-4 VM 매크로블록 기반 전송률제어 방법의 성능 비교 실험에서, 영상에 대한 목표 비트율 할당과 프레임 스킵 조건 그리고 16으로 고정된 움직임 벡터의 범위 등은 동일하게 조정 하였다. 첫번째 프레임은 Q를 10으로 고정하여 인트라 부호화를 수행하였고, 나머지는 모두 인터 부호화를 수행하였다.

제안된 전송률 제어 방법과 MPEG-4 VM 전송률 제어 방법의 실험 결과를 표 1에 도시하였다. 비교 실험은 10Hz에서 48kbps, 그리고 15Hz에서 64kbps와 80kbps 등의 다양한 전송환경에서 수행되었으며 프레임 당 전송된 평균 비트량(Ave. Bits/Frame: BPF)과, Y (luminance)신호의 평균 피크 신호 대 잡음비(Peak Signal to Noise Ratio: PSNR), 그리고 10초당 프레임 스킵의 횟수의 비교를 수행하였다. 예를 들어10Hz에서 48kbps의 전송 환경인 경우, 프레임 스킵이 발생되지 않고 모든 영상 프레임이 성공적으로 전송되었다면 평균 BPF는 4,800비트이다.

표를 이용하여 전송률 제어 성능을 비교해보면, 프레임 스킵과 프레임 당 전송된 평균 비트량은 비슷하지만, 영상 품질을 나타내는 PSNR (Y) 비교에 있어서는 제안된 알고리즘이 MPEG-4 VM 전송률 제어 방법에 비하여 48kbps, 10Hz의 전송환경에서 평균적으로 0.2 dB

표 1 MPEG-4 VM 매크로블록 기반 전송률 제어와 SOFM 전송률 제어 방법의 성능 비교

Bitrates Hz	Sequences	Methods	Average BPF	Average PSNR(Y)	Frame Skips
48kbps 10Hz 4,800 BPF (average)	Container	MPEG-4 VM	4777.3	36.01	0
		Proposed	4778.1	36.31	0
	Hall Monitor	MPEG-4 VM	4777.9	36.52	0
		Proposed	4777.7	36.87	0
	Silent	MPEG-4 VM	4779.8	33.80	0
		Proposed	4781.5	34.00	0
64kbps 15Hz 4,266 BPF (average)	Container	MPEG-4 VM	4261.6	36.05	0
		Proposed	4261.4	36.55	0
	Hall Monitor	MPEG-4 VM	4253.3	36.96	0
		Proposed	4262.8	37.37	0
	Silent	MPEG-4 VM	4261.5	34.39	0
		Proposed	4263.0	34.79	0
80kbps 15Hz 5,333 BPF (average)	Container	MPEG-4 VM	5325.0	37.00	0
		Proposed	5323.8	37.59	0
	Hall Monitor	MPEG-4 VM	5326.0	37.61	0
		Proposed	5325.3	38.10	0
	Silent	MPEG-4 VM	5326.5	35.54	0
		Proposed	5327.2	35.98	0

~ 0.35 dB 우수하며, 64kbps, 15Hz의 전송환경에서는 0.40 dB ~ 0.50 dB 우수하고, 그리고 80kbps, 15Hz의 전송환경에서는 0.44 dB ~ 0.59 dB 우수한 것으로 도출되었다. 이는 영상에 대한 양자화 예측이 기존의 방법에 비하여 적합하게 수행되었음을 의미한다.

그림 12와 13에 표 1의 실험 결과에 대한 각각의 영상 프레임에 대한 PSNR(Y) 비교 결과를 일부 도시하였다. 각각의 그림에서도 본 논문에서 제안된 알고리즘의 성능이 PSNR측면에서 우수함을 쉽게 발견할 수 있다.

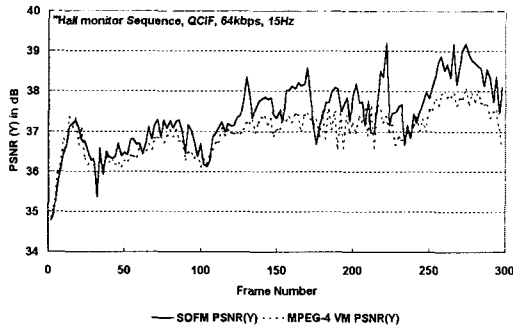


그림 12 64kbps 15Hz 전송 환경에서, "Hall Monitor" QCIF급 영상 시퀀스에 대한 비교 알고리즘간의 PSNR (Y) 성능 비교

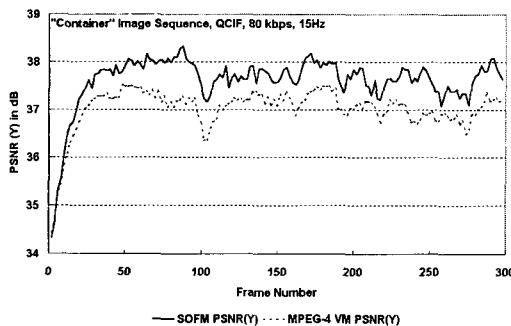


그림 13 80kbps 15Hz 전송 환경에서, "container" QCIF 급 영상 시퀀스에 대한 비교 알고리즘간의 PSNR (Y) 성능 비교

MPEG-4 VM 매크로블록 기반 전송률 제어 방법과 SOFM 기반 전송률 제어 방법의 연산 복잡도를 비교 측정하였다. 연산 복잡도는 영상 시퀀스를 입력으로 받은 후 연산 시간을 측정하기 시작하여 부호화 완료된 시점까지의 경과 시간을 100번 측정된 값의 평균값을

산출하였는데 측정 결과는 (MPEG-4 VM : 제안된 방법)이 (1.000 : 1.006)으로써 비슷한 수준의 연산 복잡도를 유지하고 있음을 확인할 수 있었다. 연산 복잡도 측정에 사용된 컴퓨터는 SUN Enterprise 3500 서버로서 측정 시 실험목적과 상이한 연산상의 부하는 없게 조정하였다.

## 6. 결론

본 논문에서는, 전송률제어에 필요한 영상 특성들을 사전에 추출하여 SOFM 신경망 분류기를 이용하여 전역 RD 모델을 구축하고, 이를 최적으로 제어할 수 있는 제어 알고리즘을 이용해 영상특성 변화 등의 전송환경 변화에 적극적으로 대처하는 방법을 제안하였다.

제안된 전송률제어 알고리즘은 기존의 MPEG-4 매크로블록 기반 전송률제어 알고리즘에 비해 연산복잡도와 피크신호 대 잡음비의 비교에 있어서 성능이 우수함을 확인하였다.

제안된 알고리즘은, 영상특성이 급변하는 경우에 있어서도 전송환경에 적극적인 대처가 가능하게 되므로, 정확한 전송량을 예측하여 화질이 우수한 영상정보의 전송을 가능하게 하는 효과를 발생한다.

## 참고 문헌

- [1] W. Li, J. -R. Ohm, M. v. Schaar, H. Jiang, S. Li, "MPEG-4 Video Verification Model version 18.0," ISO/ IEC/ JTC1/ SC29/ WG11 N3908, 2001.
- [2] H. Sun, W. Kwok, M. Chien, and C. H. John, "MPEG Coding Performance Improvement by Jointly Optimizing Coding Mode Decisions and Rate Control," IEEE Transactions on circuits and systems for video technology, vol. 7, no. 3, pp. 449~458, 1997.
- [3] A. Y. Yan and M. L. Liou, "Adaptive Predictive Rate Control Algorithm for MPEG Videos by Rate Quantization Method," PCS-97, pp. 619~624, 1997.
- [4] L. Lijun, Z. Cairong, H. Zhenya, I. Shirakwawa, "An Adaptive Quantization Algorithm for MPEG-2 Video Coding," ICASSP-98, vol. 5, pp. 2841~2844, 1998.
- [5] Y. S. Saw, P. M. Grant, J. M. Hannah, and B. Mulgrew, "Nonlinear predictive rate control for constant bit rate MPEG video coders," ICASSP-97, vol. 4, pp. 2641~2644.
- [6] T. Chiang and Y. Q. Zhang, "A New Rate Control Scheme Using Quadratic Rate Distortion Model," IEEE Transactions on circuits and systems for video technology, vol. 7, no. 1, pp. 246~250, 1997.

- [7] S. G. Ryoo, S. J. Kim, Y. S. Seo, "Rate Control Tool: Based on Human Visual Sensitivity(HVS) for Low Bitrate Coding," ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11 MPEG96/0566, 1996.
- [8] S. K. Kwon and J. K. Kim, "Adaptive Bitrate Control for Constant Distortion Ratio in MPEG-2 Spatial Scalable Video Coding," PCS-97, pp. 279~284, 1997.
- [9] J. Lee, "New MPEG-2 Rate Control Algorithm Based on Motion Estimation," SPIE vol. 3309, pp. 395~403, 1997.
- [10] Y. K. Kim, Z. He, and S. K. Mitra, S.K., "A novel linear source model and a unified rate control algorithm for H.263/MPEG-2/MPEG-4," IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 3, pp. 1777~1780, 2001.
- [11] C. G. Looney, "Pattern Recognition using Neural Networks: Theory and Algorithm for Engineers and Scientists," Oxford, 1997.



박 광 훈

1985년 연세대학교 전자공학과(공학사).  
 1987년 연세대학교 전자공학과(공학석사). 1991년 Case Western Reserve Univ., Dept. of EEAP (M.S.). 1995년 Case Western Reserve Univ., Dept. of EEAP (Ph.D.). 1995년 ~ 1997년 현대 전자 멀티미디어 연구소 책임연구원. 1997년 ~ 2001년 연세대학교 문리대학 전산학과 부교수. 2001년 ~ 현재 경희대학교 컴퓨터공학과 부교수. 관심분야는 멀티미디어, 비디오 신호처리, 패턴인식, 영상처리, 계산지능 등.



이 윤 진

1999년 연세대학교 전산학과(이학사).  
 2001년 연세대학교 전산학과(이학석사).  
 2001년 ~ 현재 경희대학교 컴퓨터공학과 박사과정. 관심분야는 멀티미디어, 비디오 신호처리, 영상처리.