

# ABR 서비스를 위한 트래픽 예측 제어 알고리즘 연구

## A Study on Predictive Traffic Control Algorithms for ABR Services

오 창 윤\*  
Chang Yun Oh

장 봉 석\*\*  
Bongseog Jang

### 요 약

ATM은 비동기 시분할 및 통계적 다중화 특성을 기존의 데이터 통신분야에 도입함으로써 멀티미디어를 이용한 다양한 통신을 유연하게 서비스할 수 있다. ATM ABR 서비스는 망의 혼잡상태에 대한 피드백 정보를 활용하여 트래픽을 제어하여 요구되는 서비스 품질을 보장할 수 있으며 최소의 대역폭을 보장하고 가용 대역폭을 최대 셀 전송률까지 높여 전송할 수 있다. 본 논문에서는 ATM 망에서 더욱 효과적인 ABR 트래픽 제어를 위해서 피드백 정보 형성에 큐 길이 예측제어 방법을 적용한다. 스위치에서 발생한 혼잡상황 압박에 대한 피드백 정보가 역방향 노드에 도착하기 위해서 더욱 긴 지연시간을 갖는 경우에, 제어되기 전에 도착되는 트래픽에 의해 스위치에서의 큐 길이는 이미 혼잡상황을 발생시킬 수 있으며 또한 큐 길이의 시간 대비 변화량이 비효율적으로 크게 된다. 이 논문에서 제시한 피드백 예측 제어방식들은 스위치에서 시간 대비 큐 길이함수의 기울기와 이전의 큐 변화량을 이용하여 스위치의 큐 길이를 미리 예측하였으며, 그 예측을 통한 혼잡상황 정보를 미리 역방향 노드에게 전달한다. 예측 제어방식으로는 NLMS와 신경망 구조를 이용하였으며 두 방식에 대해 비교하였다. 시뮬레이션 결과 본 논문에서 제시한 알고리즘은 예측기능이 없는 피드백 제어 방식에 비해 더욱 효과적임이 증명되었다. 즉, 예측을 통해서 피드백 정보의 긴 지연을 상쇄함을 이용하여, 스위치에서 큐 길이의 안정화와 더욱 효율적인 혼잡제어가 가능할 수 있음을 보여 준다.

### Abstract

Asynchronous transfer mode is flexible to support multimedia communication services using asynchronous time-sharing and statistical multiplexing techniques to the existing data communication area. ATM ABR service controls network traffic using feedback information on the network congestion situation in order to guarantee the demanded service qualities and the available cell rates. In this paper we apply the control method using queue length prediction to the formation of feedback information for more efficient ABR traffic control. If backward node receive the longer delayed feedback information on the impending congestion, the switch can be already congested from the uncontrolled arriving traffic and the fluctuation of queue length can be inefficiently high in the continuing time intervals. The feedback control method proposed in this paper predicts the queue length in the switch using the slope of queue length prediction function and queue length changes in time-series. The predicted congestion information is backward to the node. NLMS and neural network are used as the predictive control functions, and they are compared from performance on the queue length prediction. Simulation results show the efficiency of the proposed method compared to the feedback control method without the prediction. Therefore, we conclude that the efficient congestion and stability of the queue length controls are possible using the prediction scheme that can resolve the problems caused from the longer delays of the feedback information.

## 1. 서 론

Available bit rate(ABR) 서비스는 데이터 트래

픽의 특성에 의한 예측할 수 없는 폭주현상에 대해서 적절한 제어를 사용하여야 한다. 원하는 데이터 서비스의 품질을 보장할 수 있도록 네트워크의 현재 상태에 따라 각 전송 소스의 전송률을 동적으로 조정할 수 있는 피드백 메커니즘을 사용한다[2]. 또한 ABR 서비스는 모든 ABR 사용자에게 가역 대역폭을 공정하게 분배할 수 있도록

\* 정회원 : 조선대학교 전산통계학과  
cssai01@hanmail.net

\*\* 정회원 : 목포대학교 정보공학부 멀티미디어공학과 교수  
jang@maclab.mokpo.ac.kr

고안되었다. 즉, 망 상태에 따라 적응적으로 대처함으로써 보다 나은 패킷 손실률 및 주어진 자원의 공평한 공유를 유지하게 해 주어야 한다. ABR 서비스를 위해 수행되는 피드백 제어 메커니즘에서 트래픽 제어정보를 전달하기 위해 ATM 셀 중에서 정체관리 셀인 RM(resource management) 셀을 사용하는데 RM 셀은 망 상태에 따르는 제어 정보에 대한 자세한 사항을 기술하여 스스로 전달하고 소스는 이 RM 셀을 이용하여 현재의 네트워크 부하로부터 적합한 셀 전송률을 조정하게 된다[2].

ABR 서비스의 트래픽 제어를 위한 표준으로 ATM 포럼에서는 TM 4.0이 승인되어 ABR 서비스 파라미터, RM 셀 구조, 스위치와 송수신 단말기의 동작 등에 대한 기본 규정을 확정하였고 피드백 트래픽 제어알고리즘에 대한 다양한 연구가 제안되었다[2][3]. 특히 ABR 트래픽 제어를 위한 피드백 제어 알고리즘에 대한 대부분 연구는 ATM 스위치 내부의 큐의 임계치를 이용한 제어알고리즘에 초점을 맞추고 있다[2].

그러나 이와 같이 기존에 제시된 피드백 제어 방식들은 소스와 목적지 사이에 발생한 폭주에 대해서 스위치에서 소스로 전달되는 역방향 RM 셀의 전송시간 지연이 길어지는 경우에 이미 제어되기 전에 전송된 소스 트래픽에 의해 효과적인 제어가 불가능할 수 있다[6][7][8]. 제어정보의 지연으로 인해서 스위치에서 혼잡상황을 더 악화시킬 수 있으며 큐 길이의 변화가 시간에 따라 가변성을 심하게 갖게 된다. 큐 길이의 가변성이 심하면 효율적인 ATM 트래픽 제어를 방해하는 요인이 된다. 피드백 정보 전송지연은 망의 물리적인 전송시간이 긴 경우뿐만 아니라 망의 혼잡 상황에 의한 경우도 야기될 수 있다.

본 논문에서는 ABR 서비스를 위한 동적인 연결이 설정된 이후에 서비스에 대한 타임아웃 시간 내에서, 피드백 지연이 길어지는 경우에 제안된 알고리즘들[2] 보다 더욱 효과적인 트래픽 제어를 위해서 예측 제어함수 및 피드백 알고리즘

을 제안한다. 이는 스위치에서 구현되는 알고리즘으로 큐 길이의 미래 값을 예측하여서 미리 소스에게 스위치의 큐 길이 정보를 전달하여 혼잡상황을 최대한 억제하며 또한 큐 길이의 변동을 최대한 억제하도록 한다. 즉, 스위치에서 미래의 큐 길이를 계산하고 미리 소스의 전송률을 감소시키거나 증가시키면서 피드백 정보로 활용하는 방안이다.

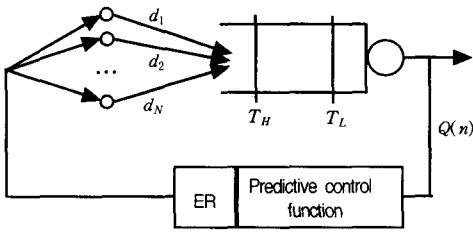
미래 큐 길이의 예측을 위해서는 스위치로의 셀 입력률과 최근의 큐 길이에 대해서 주기적으로 모니터링하고, 정규화된 최소제곱평균(NLMS) [4][5]과 신경망 최적화 적응 방법[9] 두 가지를 이용해서 미래 큐 길이 예측함수를 주기적으로 최적 값에 적응시킨다. 이 미래 큐 길이 예측함수와 더불어 기존의 임계값을 이용한 피드백 알고리즘을 이용하여 새로운 소스의 전송률을 구하도록 하였다. NLMS 방식은 미래 큐 길이 예측함수로서 선형함수를 사용하며 신경망 최적화 적응 방식에서는 비 선형함수를 사용하여 큐 길이를 예측하게 된다. 위 두 방식을 이용한 시뮬레이션을 통해 보다 효율적인 ABR 트래픽 예측 제어 방식에 대해 알아본다.

제안된 NLMS 및 신경망 적응 알고리즘 그리고 피드백 모델에 대해서는 다음 2장에서 설명하고, 3장에서는 시뮬레이션 환경 및 결과를 제시하고 마지막으로 4장에서는 결론을 맺는다.

## 2. 피드백 예측 제어 모델

### 2.1 제안된 피드백 예측 제어모델

제안된 피드백 예측 제어모델은 그림 1에 나와 있다. 그림에서와 같이  $N$ 개 소스는 단일 스위치로 패킷 데이터 셀을 전송하고, 스위치에서의 셀 전송율은 일정하며 큐의 상태는 정기적으로 모니터링 된다. 여기서 소스와 스위치 사이의 패킷 데이터의 전송 지연시간은  $d_i$ 이고 소스들이 랜덤하게 ABR 서비스를 위해 추가되거나 삭제된



(그림 1) 피드백 예측 제어모델

다고 가정한다. 네트워크 상태는 스위치 노드에 있는 큐 길이  $Q(n)$ 에 의해 시간  $n$ 에 따라 명시되어진다. 주어진 ABR 트래픽 처리 버퍼에 대해서 큐 길이의 상한 임계치를  $T_H$ , 하한 임계치를  $T_L$ 이라 한다.

예측제어함수(predictive control function)는 큐 길이의 시간에 따르는 변화량(time-series)에 반응하여 미래의 큐 길이 값을 계산한다. 만일 미래의 예측된 큐의 크기가 상한 임계치  $T_H$ 를 초과할 경우, 스위치는 폭주 상황이 발생할 것을 고려하여 소스의 전송률을 감소시키기 위해 스위치로 전송되는 역방향 RM 셀에 ER(explicit rate)값을 계산하여 보낸다. 그러나, 버퍼크기가 상한 임계치  $T_H$  보다 작은 경우는 ER 값 대신에 비폭주 상황을 소스에게 알림으로서 소스가 ACR(Available Cell Rate)값을 계산하여 소스 전송률을 바꾸도록 한다.

다음 절에서는 예측제어함수들에 대해서 알아본다. 선형함수를 적용시키기 위해서 NLMS를 사용하여 미래 큐 길이를 예측하는 방법과 신경망 구조에서 비선형함수(sigmoid)를 적용시키기 위해서 역전파적용법(back propagation)를 사용하여 미래 큐 길이를 예측하는 함수에 대한 것이다.

## 2.2 NLMS를 이용한 예측제어함수

NLMS(Normalized least mean square) 제어는 현재 큐 길이와 시간  $n$ 에서의 가중인자(기울기)를 가진 선형함수를 이용하여 다음  $k$  단계의 이후의 버퍼 큐 길이를 추정한다.

$Q(n)$ 이 시간  $n$ 에서의 큐 길이라 하면,  $k$ 단계의 예측제어기는 다음과 같이 주어진 식에서  $k$ 단계의 큐 길이를  $Q(n)$ 로부터 추정한다.

$$Q(n+k) = a^k(n) Q(n) \quad (1)$$

여기서  $a(n)$ 은  $n$ 시간에 추정된 가중인자(기울기)이고,  $k$ 는 최대 예측구간이다. 이 때 시간  $n$ 에서의 예측오차는

$$e(n) = Q(n) - \hat{Q}(n) \quad (2)$$

이고, 여기서

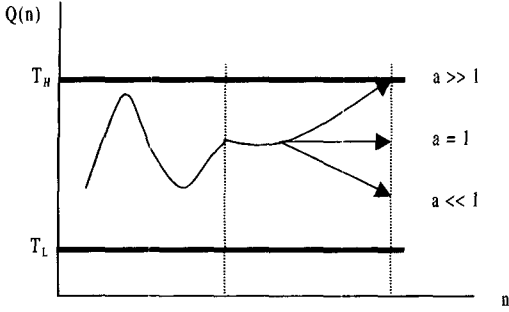
$$\hat{Q}(n) = a(n-1)Q(n-1) \quad (3)$$

이다.

선형 예측함수는 각 시간단계에서 가중인자를 수정하기 위해서 발생하는 에러 값(식 (2))을 사용한다. 가중인자  $a(n)$ 은 소스가 추가 또는 제거되거나 소스의 활동단계가 변화되는 것에 영향을 받는다[6]. 가중인자를 추정하는데 정규화된 최소제곱평균오차(NLMS) 알고리즘을 사용하였다. 초기 값이  $a(0) = 0$ 로 주어지면 가중인자 값은 다음과 같이 수정된다.

$$a(n) = a(n-1) + \frac{\mu e(n) Q(n-1)}{|Q(n-1)|^2} \quad (4)$$

여기서  $\mu$ 는 상수이다.  $Q(n)$ 이 정점일 경우,  $a(n)$ 은 최적해로서 평균제곱에 수렴하고[1][4][5], 정규화된 최소제곱평균오차 NLMS는 인자  $\mu$ 에 별로 영향을 받지 않으며 각 시간단계에서 가중인자  $a(n)$ 은 실제 버퍼의 큐 길이  $Q(n)$ 과 추정된 버퍼의 큐 길이  $\hat{Q}(n)$ 의 차이인 잔차  $e(n)$ 에 의해 버퍼 크기가 증가 또는 감소되었는가에 대한 함수 변화 방향을 지시한다.



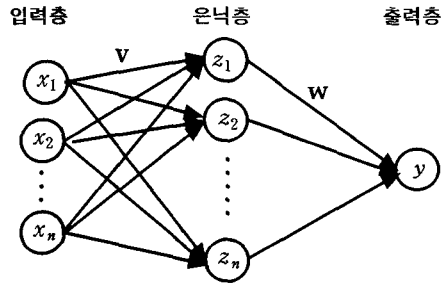
(그림 2) 예측알고리즘 적용시 변화그래프

그림 2는 본 논문에서 제시하는 예측계획을 나타낸다[6]. 즉,  $a \gg 1$  이라면, 예측된 큐 길이는  $Q(n+k) = a^k Q(n)$  식에 의해 증가되며  $T_H$ 에 도달한 시간  $k$ 단계의 예측 값은 시간  $n$ 에서 명시된  $Q(n)$ 과  $a(n)$ 을 사용하여 미리 예측할 수 있다. 그러므로 제시된 선형 예측함수에 의하여 시간  $n$ 에서 미래 큐 길이를 추정함으로써 미래의 폭주 상황 여부를 예측할 수 있다. 즉, 시간  $n$ 으로부터 예측된 큐 길이  $\hat{Q}(n+k)$  값을 바탕으로 임계치 적용방식에 의한 피드백 제어를 위해 이용한다[6].

### 2.3 BP를 이용한 신경망 예측제어함수

신경망을 이용한 경우 비선형 예측함수는 BP 알고리즘[9]을 사용하여 최적 값을 예측하도록 조절된다. 신경망의 노드들에 포함된 비선형 방정식 (sigmoid)의 최적한 변수들을 구하여 예측값이 최소의 에러를 발생하도록 조절된다. 즉, BP는 원하는 출력과 예측 출력간의 차이인 오차를 최소화하도록 연결강도를 적응식으로 조정하는 학습방법인 델타 학습법의 일종으로 그림 3과 같다. 여기서 입력층  $x_i$ 는 시간단위 구간 내에서 연속적으로 변화하는 큐의 길이  $Q(n), Q(n-1), \dots, Q(n-m-1)$ 을, 출력층은  $n+k$  이후의 큐 길이 예측값인  $Q(n+k)$ 로 하였다.

그림 3의 역전파 방법을 간단히 설명하자면,



(그림 3) 다층 신경망 구조

입력층 패턴벡터  $x$ , 은닉층 출력벡터  $z$ , 출력층 출력벡터  $y$ 라 하고 연결강도를  $v, w$ 라 할 때 시그모이드함수를 활성화함수로 사용하여  $z, y$ 를 구하고 이를 이용해 출력층 오차신호  $\delta_y$ 와 은닉층 오차신호  $\delta_z$ 를 구하여  $l+1$  단계에서의 은닉층과 출력층 간의 연결강도  $w^{l+k}$ , 입력층과 은닉층간의 연결강도  $v^{l+k}$ 를 다음 식 (5)에 의해 계산하며 이의 학습 패턴쌍을 반복한다.

$$\begin{aligned} w^{l+1} &= w^l + \Delta w^l \\ &= w^l + a \delta_y z^l \\ v^{l+1} &= v^l + \Delta v^l \\ &= v^l + a \delta_z x^l \end{aligned} \quad (5)$$

신경망을 이용한 경우도 기본적으로 NLMS를 이용하는 경우처럼 스위치에서 큐길이의 모니터링을 통해서 미래 큐값( $k$  times ahead)을 예측한다. 그러나 각 연결 링크에 대한 가중값(연결강도)을 미리 최적하게 적응하도록 계산하여야 함으로 NLMS를 이용한 경우보다 다소 복잡하다. 자세한 BP 알고리즘의 계산 과정은 참조자료 [9]를 참조하기 바란다.

### 2.4 예측값을 이용한 피드백 알고리즘

예측 제어함수를 이용하여 ABR 피드백제어를 구현하기 위한 피드백 알고리즘에 관해 설명한다.

```

[1] : Initialize ABR parameter
      FS = Link_speed_SW / Number_sources
      Interval ← initial value
[2] : For n do [3-4] until max n
[3] : IF n=1
      Initialize training parameter
      ELSE
      NLMS or BP algorithm
[4] : IF  $\hat{Q}(n+k) \geq Q_H$ 
      Congestion=1
      ER ← FS × ERF
      ACR ← min[ER, ACR(1-RDF)]
      ELSE IF  $\hat{Q}(n+k) < Q_H$ 
      and  $\hat{Q}(n+k) > Q_L$ 
      ACR ← min[ER, PCR+AIR]
      ELSE IF  $\hat{Q}(n+k) \leq Q_L$ 
      ACR ← min[ER, PCR, ACR+RIIF × PCR]
      goto [2]
[5] : Stop condition
    
```

(그림 4) 예측함수를 이용한 피드백 알고리즘

ATM 스위치에서 현재 큐 길이의 모니터링을 하며 상위와 하위 임계치(threshold)를 참조하며 예측 제어함수를 이용하여 미래 큐 길이의 예측값을 계산한다. 예측 값이 상위 임계치를 넘으면 혼잡상황이 임박하므로 미리 최소 셀 전송률을 계산하여 각 소스들에게 보내게 된다. 즉, 예측을 수행함으로써, 피드백 정보의 전송지연이 긴 소스들로부터의 셀 유입에 의한 혼잡상황을 미리 예방하는 것이다. 그림 4는 이에 대한 제안된 예측 알고리즘이다.

- 1) Normal한 상태예측 : 어떤 폭주상황도 감지되지 않을 경우,  $\hat{Q}(n+k) < T_H$ 이며  $\hat{Q}(n+k) > T_L$ 이다. 소스에 대한 ACR값은 ATM 포럼 표준에 명시된 선형증가 알고리즘에 의해 스위치에서 계산된다[2][8].
- 2) Underload 상태예측 : 어떤 폭주상황도 감지되지 않고  $\hat{Q}(n+k) < T_L$ 이면, 소스에 대한 ACR값은 지수 함수적으로 증가된다[8].
- 3) Overload 상태예측 : 만약 폭주 상황이 예측된 큐의 크기  $\hat{Q}(n+k)$ 가 시간  $n$ 에서 감지된다면, ER 값은 다음과 같이 계산된다.

$$ER = Fair\_Share \times Explicit\_Reduction\_Factor,$$

이며 여기서,

$$Fair\_Share = \frac{Link\_speed\_at\_switch}{Number\_of\_sources}$$

이다.

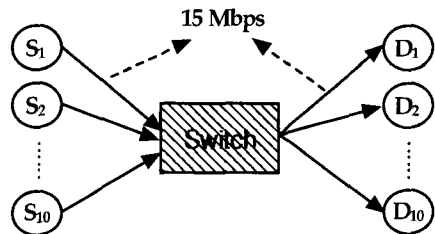
그림 4에서, ER은 혼잡상황이 발생한 경우에 ATM 스위치에서 계산한 소스 셀 전송률로 모든 소스들은 이 값을 RM 셀을 통해서 받게 되면 전송률을 ER 이상으로 할 수 없다. 또한, ACR은 혼잡상황이 스위치에서 발생하지 않은 경우(RM 셀에 명시되지 않는 경우), 각 소스에서 다음 셀 전송률로 계산하는 값이다.

### 3. 시뮬레이션

#### 3.1 시뮬레이션 환경

본 논문에서 제시한 예측 제어 피드백 알고리즘을 위한 시뮬레이션 모델은 그림 5에서와 같다. 스위치의 링크속도를 150Mbps로 하고 스위치에 링크되는 N개 각각의 소스에 대한 최대 링크속도는 150Mbps/N으로 하였다. 그리고 5000개와 1000개의 셀에 대해 상한 임계치와 하한 임계치 버퍼를 가진 단일 병목현상 스위치를 가정하였으며 Visual C++을 사용하여 시뮬레이션 하였다.

시뮬레이션에 사용되는 매개변수 값은 스위치의



(그림 5) 시뮬레이션 모델

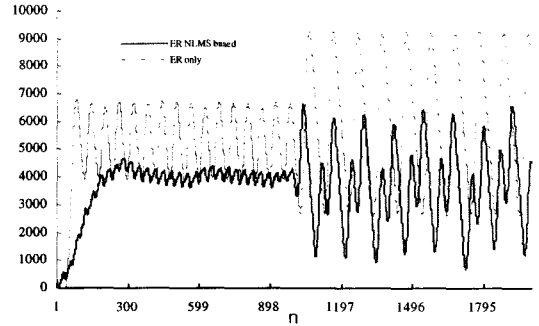
PCR(peak cell rate)을 150Mbps로 하였다. 그리고 AIR(additive increase rate)을 0.1Mbps, ERF (explicit reduction factor)를 4/5로 가정하였다. AIR은 혼잡 상황이 발생하지 않는 경우 셀 전송률의 증가에 이용하며, ERF는  $ER$ 을 계산하는데 이용한다(그림 4 참조). 여러 가지 패킷 데이터 셀 생성시간을 가진 10개의 소스를 시뮬레이션에 사용하였으며 변화되는 상태를 실험하기 위해, 가장 극단적인 경우를 가정하여 소스에 갑작스런 변경을 주었다.

시뮬레이션 초기에는 다음과 같은 전송 지연을 갖는 소스들이 ABR 서비스를 시작한다. {2, 4, 6, 9, 11, 13, 16, 20, 21, 23} 내의 숫자는 시간단위  $n$ 에서 소스로부터 스위치로의 시간지연  $d_i$ 를 나타낸다. 즉, 각 소스들의 피드백 지연시간을 의미한다. 시뮬레이션 시간단위  $n=1000$ 에서, 각 소스에 대한 시간지연  $d_i$ 는 {14, 16, 17, 19, 20, 22, 23, 26, 28, 30}로 변화시킨다.

위와 같은 전송 지연의 변화를 통해서 스위치에서의 큐 길이 안정화와 혼잡상황을 다음 경우에 대해서 비교한다. 첫 번째 경우는 단지 피드백 제어방식만을 사용하는 것이고 두 번째는 피드백 예측 제어방식을 사용하는 경우이다.

### 3.2 시뮬레이션 결과

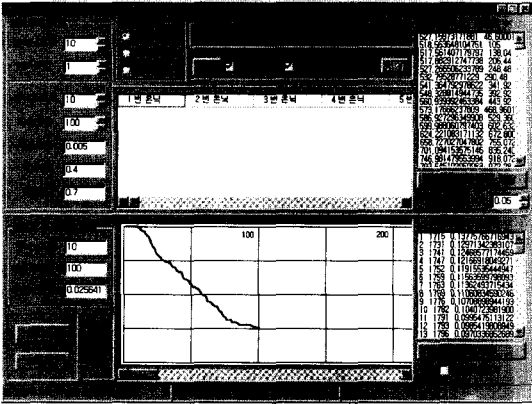
그림 6에서는 본 논문에서 제안한 NLMS를 이용한 피드백 예측 제어알고리즘을 사용한 경우와 피드백 제어 알고리즘만을 사용한 경우에 대해 각각의 스위치 큐 길이 크기의 변화를 나타낸 것이다. NLMS를 위한 예측 간격( $k$ )는 10으로 하였다. 그림으로부터 피드백 제어 알고리즘만을 사용한 경우는 항상 혼잡상황을 야기시키고 있으며 큐 길이의 변동이 상당히 큼을 알 수 있다. 또한 그림에서 시간 1000 변환점 이후에 큐 길이 크기  $Q(n)$ 의 변동이 심한 것을 볼 수 있다. 이 경우는 다른 소스에 비해 더 오래 지연시간을 갖는 소스가 스위치에 동시에 유입됨으로 발생한 것이다.



(그림 6) 단지 피드백 알고리즘 사용과 NLMS 피드백 예측제어 알고리즘 사용시  $Q(n)$  비교

그림 6에서 NLMS 피드백 예측 제어알고리즘을 사용했을 경우 시간단위 1000 이전에 큐 길이는 단지 피드백 알고리즘만을 사용했을 때와 비교해서 상한 임계치에 근접하면서 큐 길이의 변동이 없음을 알 수 있다. 그러나 시간 변환점 1000 이후에 다른 소스보다 더 오랜 지연을 갖는 소스의 셀들이 유입됨에 따라 버퍼크기의 변동이 예측방법을 사용함에도 불구하고 변환점 이전보다 큰 변동이 발생하고 있으며 상한 임계치를 초과하는 경우도 발생된다. 이유는 전송 소스들의 피드백 지연 시간이  $n=1000$ 부터는 길어지기 때문이고 덧붙여 최악의 조건으로서 지연시간 1부터 13(시뮬레이션 시간 간격)은 전혀 트래픽이 발생하지 않는 상황이기 때문이다. 즉, 예측 제어함수에서 장기간의 조용한 간격과 함께 갑작스럽고 랜덤하게 변하는 경우에 대해서 부적절하게 반응을 하게된다. 이와 같은 경우에 대처할 수 있는 방안이 필요한 것을 알 수 있다. 그러나 결론적으로는, 피드백 예측 제어 알고리즘을 사용한 결과가 단지 피드백 알고리즘만을 사용한 경우와 비교해서는 스위치 큐 길이의 변화에 있어서 훨씬 안정적이며 혼잡상황이 심하지 않는 것을 전체적인 시뮬레이션 시간동안 알 수 있다.

신경망 구조를 사용한 경우에도 위와 비슷한 결과를 얻을 수 있었다. 즉, 피드백 제어만을 사용한 경우에 비해서는 훨씬 안정적이며 혼잡상황이



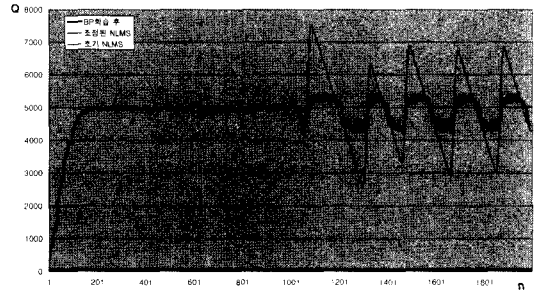
(그림 7) BP를 이용한 버퍼크기 예측학습 결과 화면

적게 발생하지만  $n=1000$  이후에는 신경망 방식에서도 부적절한 반응을 보이게 된다.

그리고 신경망을 이용한 경우는 비선형 예측 제어함수를 적용시키기 위해서 NLMS 방식에 비해서 장시간의 BP를 이용한 훈련과정이 필요하다. 그러한 결과로 그림 7에서와 같이 오차를 그래프 값이 급격히 떨어짐으로서 큐 길이 변동을 안정시킬 수 있다. 또한 신경망 구조에 대한 비체계적인 설정이 우선되어야 한다[9]. 즉, 몇 개의 은닉 계층의 노드 수를 결정해야 하는가 등에 관한 결정이 필요하다.

위에서 언급한  $n=1000$  이후에 발생할 수 있는 예측제어함수의 부적절한 반응에 대한 문제를 해결하고자 다음과 같은 방법을 테스트하였다. 그림 4에서 제안된 알고리즘에서 Normal한 큐 상태 예측인 경우에 ACR을 계산하는데 있어서 선형증가 대신에 상수를 이용한 증가율 억제 계산 방식을 이용하였다. 그러므로, 트래픽의 발생을 감지 할 수 없고 Normal한 큐 상태 예측인 경우에는 상수증가를 하도록 하였다.

이에 대한 시뮬레이션 결과는 그림 8에 나타나 있으며 신경망 구조는 입력노드가 10이고 은닉계층의 노드가 10이고  $k=10$ 인 경우에 큐 길이의 변화를 나타낸다. NLMS 예측 제어함수를 사용한 경우도  $k=10$ 인 경우이다.



(그림 8) 상수증가를 이용한 시뮬레이션 결과

비교를 위해서, 그림 8에서 가장 큐 길이 변화가 큰 경우는 NLMS를 사용한 경우이며 큐 상태가 Normal한 예측 경우에 선형 증가방식을 그대로 이용한 결과이다. 위 그림에서 다른 두 개의 큐 길이 변화 그래프는 각각 NLMS와 신경망 방식을 예측 제어함수로 사용한 경우이며 Normal한 큐 상태 예측 상태에서 상수 증가방식을 이용한 경우이다. 두 그래프에서 보여 주듯이 큐 길이가 안정적이고 혼잡상황이 거의 발생하지 않음을 알 수 있다. 그리고 NLMS와 신경망 방식에서 거의 비슷한 트래픽 제어 결과를 보여 준다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 폭주 상황이 스위치에서 발생하기 전에 이를 미리 예측하여 트래픽을 제어하는 연구를 하였으며 예측된 큐 길이에 대한 결과를 피드백 제어정보로 적극 활용함으로써 신속하고 정확한 폭주상태를 통보할 수 있도록 하였다. NLMS와 신경망 방식을 이용한 예측 제어함수를 이용하여  $k$ 단계 이후의 큐 길이를 예측하고 ER 알고리즘을 기반으로 한 피드백 알고리즘을 적용하였다. 그리고 피드백 예측 제어알고리즘을 사용하지 않고 단지 피드백 알고리즘을 사용한 경우와 비교하였을 때 큐 길이 변동이 더욱 안정적이며 혼잡제어에 더욱 효과적임을 증명하였다. 즉, 우리가 의도하였던 대로 긴 피드백 지연을 갖는 소스 트래픽의 유입에 의해서 발생하는 문제에

대해서 예측 제어합수를 이용하여 긍정적인 해결책을 제시할 수 있었다.

신경망을 적용한 경우에도 *NLMS* 예측 제어합수를 적용한 경우처럼 효과적으로 혼잡제어 및 큐 변동제어를 할 수 있었다. 그러나, 신경망을 적용하는 경우는 항상 최적의 신경망 구조를 우선 설정하는 것이 선행되어야 하며 또한 그 변수들이 많으므로 훈련에 필요한 계산시간이 *NLMS* 보다 더욱 많이 요구된다. 그래서 실시간 처리가 되어야 하는 ATM 스위치에서는 적합하지 않다.

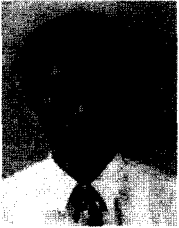
시뮬레이션을 통해서 더욱 유연하고 완벽한 예측제어를 위해서 갑작스런 트래픽 유입량의 증가적인 변화에 적응할 수 있는 방법이 예측제어 함수에 필요하다고 결론한다. Normal한 큐 상태 예측 때, 전송률의 선형증가를 상수 증가형태로 변형함으로써 보다 안정적인 제어를 경험할 수 있었다. 그러므로 후속 연구로서 갑작스런 트래픽 유입에 의한 문제를 보다 체계적으로 해결할 예정이다, *NLMS*를 더욱 보강한 예측합수를 기반으로 한 피드백 트래픽 예측 제어 알고리즘에 대한 실험을 다양한 환경에서 다른 표준 피드백 방식과 비교 수행할 예정이다.

## 참고 문헌

- [1] Adas, A., "Supporting Real Time VBR Video Using Dynamic Reservation Based on Linear Prediction," Infocom 1996.
- [2] ATM Forum, Traffic Management v.4.0 Aug. 1996.
- [3] Black, Uyless., ATM Volume I Foundation for Broadband Networks, New Jersey: Prentice Hall PTR, Feb. 1999.
- [4] Hayes, M. H, "Statistical Signal Processing and Modeling," John Wiley & Sons, 1996.
- [5] Haykin, S., "Adaptive Filter Theory," Prentice Hall, 1991.
- [6] Jang, B., B. G. Kim and G. Pecelli "A Prediction Algorithm for Feedback Control Models with Long Delays," IEEE BSS 1997.
- [7] Mascolo, S., D. Cavendish and M. Gerla, "ATM Rate Based Congestion Control Using a Smith Predictor: an EPRCA Implementation," Infocom 1996.
- [8] Ritter, M., "Network Buffer Requirements of the Rate-based Control Mechanism for ABR Services," Infocom 1996.
- [9] Zurada, J.M, "Introduction to Artificial Neural Systems", WEST, 1992.



● 저 자 소개 ●



**오 창 윤**

1992년 조선대학교 전산통계학과 (학사)

1994년 조선대학교 전산통계학과 (석사)

1994년~1997년 (주)아시아자동차 근무

2000년 조선대학교 전산통계학과 (박사)

관심분야 : 컴퓨터 통신, 멀티미디어, 인공지능, 전자상거래, 지식베이스시스템



**장 봉 석**

1989년 조선대학교 전산통계학과 (학사)

1993년 University of Massachusetts, Computer Science Dept. (석사)

1997년 University of Massachusetts, Computer Science Dept. (박사)

1997년~1999년 삼성전자 통신연구소 IMT-2000 시스템개발그룹 선임연구원

1999년~현재 목포대학교 정보공학부 멀티미디어공학과 전임강사

관심분야 : Packet Video, Networking QoS, Optimization Computation