

ATM 연결 수락 제어를 위한 인공 신경망의 학습패턴 처리기법

김용남, 권오준, 김태석
동의대학교 소프트웨어공학과

A Training Pattern Processing Method for ATM Connection Admission Control Using the Neural Network

Yong-Nam Kim, Oh-Jun Kwon, Tai-Suk Kim
Dept. of Software Engineering, Dong-eui University

요 약

기존의 VOB(Virtual Output Buffer) 모델에서 신경회로망의 학습 패턴 처리를 위해 가상 셀 손실율이 도입되었다. VOB 모델은 신경망이 실제 셀 손실을 없이도 연결 수락 경계를 잘 찾을 수 있음을 보여주었다. 그러나 VOB 모델은 셀 손실율을 과다 평가하는 경향이 있어 결과적으로 망 자원의 이용률이 낮은 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하는 방법으로 연결 수락 경계에서 셀 손실율의 평균에 대한 정보를 충분히 포함하는 셀 손실을 참조 곡선의 개념을 제안하였다. 그리고 제안된 셀 손실을 참조 곡선을 이용하여 가상 셀 손실율을 처리하는 방법을 제안하였다. 제안된 학습 패턴 처리 방법은 ATM 트래픽 중에 가장 대표적인 두 가지 호원에 대하여 실험하였다. 실험에 사용된 호원은 LAN 데이터의 트래픽 특성을 가지는 On-Off 트래픽과 비디오 화상 통신의 특성을 가지는 Auto-Regressive 트래픽이다.

1. 서론

비동기식 전송 모드(ATM: Asynchronous Transfer Mode)는 광대역 종합 통신망(B-ISDN)의 핵심 기술로써 다양한 특성과 서비스 품질(QoS: Quality of Service)을 지니는 트래픽을 통계적 다중화(Statistical Multiplexing)를 통하여 유연하게 수용할 수 있는 장점을 지니고 있다.

연결 수락 제어(CAC: Call Admission Control)는 새로운 호원의 접속을 허락/거부하는 비교적 단순한 기능을 수행하지만 여러 트래픽 제어 중에서 어려운 분야의 하나로서 인식되고 있다. 특히 이질 호원이 존재하는 상황에서는 호원들의 간섭 현상에 의해서 셀 손실이 많이 발생하게 되는데, 특정 호원의 버스티한 성질에 의해서 다른 호원의 QoS까지 보장하지 못하게 된다. 일반적으로 연결 수락 제어 모델에서 사용자가 요구하는 QoS 중에서 가장 중요한 것은 셀 손실과 셀지연이며, 대부분 셀손실에 중점을 두고 모델을 제안하고 있다.

지금까지 해석적 분석 방법에 기반한 많은 연결

수락 제어 모델이 제안되었다[1, 2, 3, 4, 5]. 이들 모델에서는 최대 비트율, 평균 비트율, 평균 버스티 구간 등 호원의 트래픽 특성을 나타내는 여러 가지 파라미터들을 사용하여 새로운 호원의 접속을 결정하는 수식을 결정한다.

그러나 이러한 수식들은 막대한 계산량을 요구하며 방법 자체가 소프트웨어적으로 구현할 수밖에 없으므로 연산 장치의 고속성이 요구된다. 또한 특정 호원의 특성에 국한된 모델을 구성함으로써 새로운 특성을 지니는 호원의 출현에 대한 대처 능력이 떨어진다. 이러한 문제점으로 해결하기 위하여 최근에는 신경망을 이용한 연결 수락 제어 모델에 관한 연구가 많이 이루어지고 있다[6, 7, 8].

특히 Hiramatsu의 VOB(Virtual Output Buffer)모델[7]은 가상 셀 손실율(virtual cell loss rate)을 신경망의 새로운 학습 패턴으로 채택함으로써 기존의 신경망 모델과 구별되는 특징을 가지고 있다. 본 논문에서는 VOB 모델에 기반한 신경망 제어기의 성능 향상을 위하여 셀 손실율 참조 곡선이라는 개념을 도입하고, 이를 이용한 가상 셀 손실율 정보의 처리 기

법을 제안한다. 제안하는 처리 기법은 LAN 호원과 화상 전화 호원이 존재하는 ATM 환경하에서 시뮬레이션을 수행하였다.

2. 호원 모델링

ATM 망에는 저속 및 고속 LAN 데이터의 특성을 지니는 호원은 물론 음성, 화상 데이터등의 멀티미디어 데이터의 특성을 지니는 호원들도 존재한다. 기존의 논문들이 연결 수락 제어 모델의 성능을 검증하기 위하여 ON-OFF 특성을 지니는 LAN 데이터만을 주로 고려한 반면, [8]에서는 LAN 호원은 물론 화상 회의, 화상 전화등의 데이터를 표현하는 화상 전화 호원까지 사용함으로써 신경망 모델의 신뢰성을 높이려고 하였다. 본 논문에서는 [8]에서와 같이 LAN 호원과 화상 전화 호원을 모두 고려하였다.

사용된 호원의 트래픽 특성을 정리하면 표 1과 같다

<표 1> 호원의 트래픽 모델링 파라미터

항목	LAN 데이터	화상 전화 데이터 Auto-regressive
트래픽 모델링	ON-OFF ON 주기: Exp(4746TS) OFF 주기: Exp(42714TS) 셀 발생 주기 14TS	$\lambda(n) = a\lambda(n-1) + bw$ $w(n) = \text{Nor}(\eta, 1)$ $a = 0.8781, b = 0.1108$ $\eta = 0.572$
평균비트율/호 (출력 링크에 정규화된 값)	0.00731	0.0277
입력 트래픽 부하	0-100 erl 평균 부하(50 erl)	0-50 erl 평균 부하(25 erl)
입력 부하 변경	100초마다 변화	
호 지속 시간	지수분포(평균 50초)	
목표 셀 손실율	10^{-3}	10^{-4}

3. 신경망에 기반한 ATM 연결 수락 제어 모델

3.1. 신경망 모델의 특성

기존의 해석적 모델에서는 새로운 호에 대한 연결 수락 여부를 결정하는 함수(decision function)를 호원의 트래픽 특성, 다중화 기기에서의 동작 상황 등 시스템에 영향을 끼칠 수 있는 많은 파라미터를 가지고 인위적으로 생성하지만, 신경망 모델에서는 신경망이 ATM 다중화 기기의 동작을 끊임없이 모니터링하고 주어진 패턴을 바탕으로 학습함으로써 결정 함수를 자연적으로 형성해 나가게 된다. 신경망 모델에서 가장 중요한 이슈는 입의의 트래픽 특성을 지니는 이질 호원이 존재하는 ATM 망에서 최대한 빠른 시간안에 각각의 호원들이 요구하는 QoS를 만족시킬 수 있

는 연결 수락 경계면을 형성하는 것이다. 따라서 신경망의 예측 능력을 극대화하기 위하여 어떤 정보를 신경망의 입출력으로 사용할 것인지, 학습 패턴을 어떻게 구하고, 이를 효율적으로 관리할 것인지 중합적으로 고려하여야 한다.

3.2 기존의 연결 수락 제어 모델 분석

3.2.1 LPT 모델과 비균등 패턴 테이블 영역 할당 모델

신경망은 ATM 다중화기기에서의 셀 손실을 정보를 주기적으로 수집하게 되고, 이를 학습 테이블에 저장한다. LPT 모델[6]에서 제안된 신경망 학습을 위한 패턴 관리 방법인 LPT 관리 방식은 출력 버퍼에서 수집된 셀 손실율을 목표 셀 손실율과 비교하여 두개의 테이블(Good Table, Bad Table)에 각각 수용하는 방식이다. LPT 모델에서는 망 상태를 식 (1)과 같이 접속된 호원의 갯수 \vec{n} 으로 표현하였으며, 신경망은 접속 여부를 판단하는 값 d 를 직접 출력한다. 따라서 신경망은 식 (2)와 같은 관계식을 학습하게 된다. k 는 트래픽 특성이 서로 다른 호원 클래스의 갯수이다.

$$\vec{n} = (n_1, n_2, \dots, n_k) \quad (1)$$

$$d = f(\vec{n}) \quad (2)$$

접속을 요청하는 호원이 있을 때 신경망은 현재의 망 상태 변수를 입력으로 하여 0에서 1사이의 실수값을 출력하는데, 식 (3)을 이용하여 이 값이 0.5보다 작을 때만 접속을 허락한다.

$$R(d) = \begin{cases} \text{accept} & \text{if } d < 0.5 \\ \text{reject} & \text{if } d \geq 0.5 \end{cases} \quad (3)$$

비균등 패턴 테이블 영역 할당 모델은 LPT 모델에 비해 연결 수락 경계면을 찾는 시간을 약 60% 정도 단축시킬수 있었다.

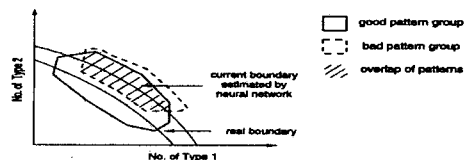


그림 1. 2개의 이질 호원이 존재하는 ATM 망에서 신경망 패턴의 분포와 연결 수락 경계면

3.2.2 가상 셀 손실율을 이용한 연결 수락 제어 방법

앞 절에서 설명된 기존 모델의 문제점들을 해결하기 위한 방법으로 가상 출력 버퍼(VOB: Virtual Output Buffer)과 가상 셀 손실율(virtual cell loss rate)이라는 새로운 개념을 제안되었다[7].

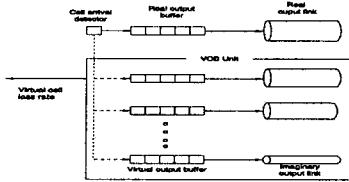


그림 2. VOB 모듈의 구조

그림 3은 \vec{n} 의 호원이 접속되어 있다고 가정할 때, 가상 출력 링크의 처리 용량과 가상 셀 손실율과의 관계를 나타내고 있다. 그림에서 볼 수 있듯이, 망 상태 \vec{n} 에 대하여 목표 셀 손실율 l_t 를 만족시키기 위해서는 적어도 v_t 의 링크 용량이 필요함을 알 수 있다. 따라서 x 축에 해당하는 링크용량 v 를 입력 원으로 하였을 때 y 축에 해당하는 평균 셀 손실율 l_a 를 출력원으로 하는 함수 관계가 형성된다. 즉 식 (4)와 같은 관계식을 학습하는 신경망을 구성할 수 있다.

$$l_a = f(\vec{n}, v) \quad (4)$$

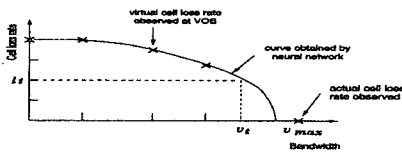


그림 3. 가상 셀 손실율과 대역폭과의 관계

실제로 셀 손실율은 $1 \sim 10^{-8}$ 정도 사이에서 다양하게 분포되어 있다. 신경망이 이러한 범위를 학습하기 위해서는 일련의 변환 과정이 필요하게 된다. 식 (5)의 함수 F_l 은 $1 \sim 10^{-8}$ 의 셀 손실율 값 l_x 을 $1 \sim 0$ 의 값 l_y 로 변환시키는 수식이다. 신경망은 이 로그 변환된 값을 이용함으로써 넓은 영역의 셀 손실

$$l_y = F_l(l_x) = \begin{cases} 0 & \text{if } l_x < 10^{-8} \\ 1 + \frac{1}{8} \log_{10}(l_x) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$l_x = F_l^{-1}(l_y) = 10^{8(l_y-1)}$$

신경망은 실제로 로그 함수에 의해 변환된 가상 셀 손실율의 평균 $\overline{\log(l_x)}$ 을 학습하게 되므로 가상 셀 손실율의 평균에 낮은 값을 학습하게 된다. 예를 들어 10^{-2} 과 10^{-8} 의 셀 손실율이 발생하였다면, 신경망은 이상적으로 0.7123L을 학습하여야 하지만, 실제로는 0.3750L을 학습하게 된다(식 (6), (7) 참조).

$$1 + \frac{1}{8} \log_{10}\left(\frac{10^{-2} + 10^{-8}}{2}\right) = 0.7123L \quad (6)$$

$$\frac{(1 + \frac{1}{8} \log_{10}(10^{-2})) + (1 + \frac{1}{8} \log_{10}(10^{-8}))}{2} = 0.3750L \quad (7)$$

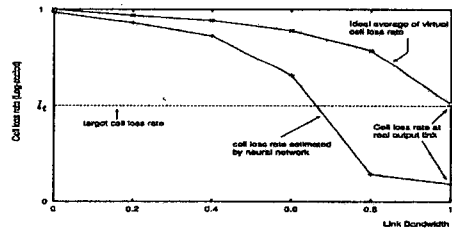


그림 4. 이상적인 셀손실율 과 신경망이 학습한 평균곡선

Hiramatsu는 셀 손실율 곡선상의 차이를 해소하기 위하여 식 (9)와 같은 학습 방법을 제안하였다. y 는 $[\vec{n}, v]$ 의 입력에 대한 신경망의 출력값으로 출력 링크 v 에서의 셀 손실율의 예측값을 의미한다. y 는 $1 \sim 10^{-8}$ 의 범위를 가지는 셀 손실율 값으로 변환된 다음, 가상 셀 손실율 l_e 와 가중치 합을 수행한다. 이 결과는 다시 로그 변환시켜 신경망의 학습 시그널 z 를 생성한다. 식 (9)와 같은 학습 방법을 이용하면 신경망의 출력값 y 가 궁극적으로 그림 4에서의 이상적인 셀 손실율 평균 곡선과 유사하다는 것을 시뮬레이션을 통하여 입증되었다[7].

$$l_e = F_l^{-1}(y) \quad (8)$$

$$z = F_l((1-a)l_e + al_t) \quad (9)$$

그러나 본 연구에서 수행한 LAN 호원과 화상 전화

호원이 존재하는 ATM 망에서 목표 셀 손실율이 10^{-4} 일때의 실험 결과에 의하면, 연결 수락 경계면에서의 셀 손실율 예측값이 0.5L 부근에서 크게 벗어나 0.82L을 표시하고 있다(그림 5 참조). 이것은 접속된 호원의 수가 적더라도 수용 가능한 호원의 접속을 거부한 것과 같은 의미를 지니고 있으며, 네트워크의 이용률이 낮은 원인이 된다.

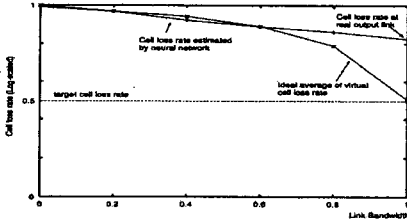


그림 5. Hiramatsu가 제안한 학습 방법을 사용하였을 경우, 신경망이 예측한 셀 손실 곡선 (LAN 호원 30, 화상 전화 호원 13, 목표 셀 손실율 10^{-4})

4. 셀 손실율 참조 곡선에 기반한 ATM 연결 수락 제어 모델

4.1 셀 손실 참조 곡선의 의미 및 특성

Hiramatsu가 [7]에서 제안하는 학습 방법의 목적은 신경망이 셀 손실율 평균 곡선(average curve of cell loss rate)을 근사화시키는 것이다.

본 논문에서는 연결 수락 경계면에서 목표 셀 손실율을 만족시키는 셀 손실율 평균 곡선을 셀 손실율 참조 곡선(cell loss rate reference curve)이라고 정의한다. 셀 손실율 참조 곡선은 가상 셀 손실율 패턴을 처리하기 위한 사전 정보로써 이용하고 참조 곡선의 구체적인 생성 방법은 다음과 같다.

1. 임의의 호원이 존재하는 ATM망에서 이들의 연결 수락 경계면을 구한다.
2. 연결 수락 경계면에서 형성되는 셀 손실율 패턴 중에서 목표 셀 손실율을 만족시키는 셀 손실율 패턴을 수집한다.
3. 2에서 구한 셀 손실율 패턴의 평균을 구하여 하나의 곡선을 추출한다.

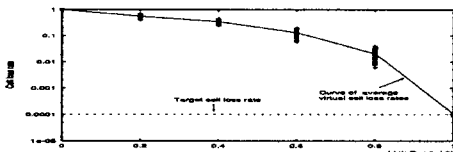


그림 6. 목표 셀 손실율 10^{-4} 을 만족시키는 가상 셀 손실율 패턴과 평균 곡선

그림 6은 목표 셀 손실율이 10^{-4} 일때의 셀 손실율 참조 곡선을 생성하는 예이며, 가상 출력 링크의 처리 용량이 증가함에 따라서 가상 셀 손실율의 분산도 커지고 있음을 알 수 있다.

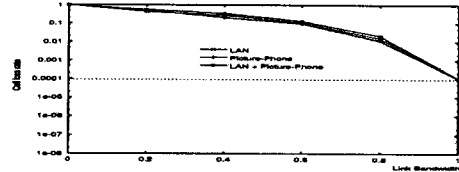


그림 7. 호원의 종류에 따른 셀 손실 참조 곡선

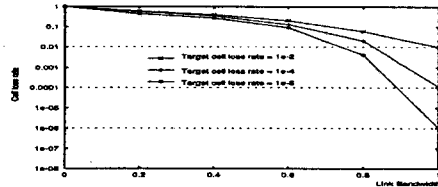


그림 8. 목표 셀 손실율에 따른 셀 손실율 참조 곡선

본 논문에서는 ATM 망에서 가장 대표적인 호원으로 알려진 LAN 호원과 화상 전화 호원을 이용하여, 각각의 호원이 독립적으로 존재하는 경우와 함께 존재할 때의 셀 손실율 참조 곡선을 구하고 이들의 차이를 비교하는 실험을 수행하였다[7,8].

4.2 셀 손실율 참조 곡선을 이용한 가상 셀 손실율의 처리

그림 9는 가상 출력 링크의 처리 용량과 셀 손실율과의 관계를 나타내고 있다.

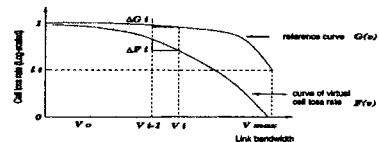


그림 9. 참조 곡선을 이용한 가상 셀 손실율 패턴의 처리

본 논문에서 제안하는 패턴 처리 방법은 다양하게 수집되는 셀 손실 곡선을 $G(v)$ 곡선의 기울기 정보를 추가하여 평균적으로 이상적인 셀 손실 평균 곡선에

근사화시키는 것이다. 식 (10)은 가상 출력링크 v_i 에 서의 셀 손실율값 F_i 를 $G(v)$, $F(v)$ 두 곡선의 기울기 성분을 이용하여 F'_i 로 변환하는 식을 나타낸다.

$$F'_i = \begin{cases} F_0 & \text{if } i=0 \\ F_{i-1} - ((1-\alpha)\Delta G_i + \alpha\Delta F_i) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

식 (10)에서는 α 를 달리함으로써 $F(v)$, $G(v)$ 곡선 의 영향력을 조정할 수 있다. 패턴 처리 기법을 적용 하면 로그 변환된 가상 셀 손실율의 평균 $\overline{\log(I_v)}$ 은 변형된 가상 셀 손실율의 평균 $\overline{\log(I'_v)}$ 으로 변환되게 된다. 이때 적절한 α 값에 의해 $\overline{\log(I'_v)} \approx \log(\bar{I}_v)$ 의 목적을 달성할 수 있게 된다. 즉 패턴 처리 기법은 아래 식 (11)과 같은 효과를 기대할 수 있게 되며, 이때 신경망은 호원의 연결 수락 경계면을 정확하게 찾을 수 있게 된다.

$$\overline{\log(I'_v)} < \overline{\log(I_v)} \approx \log(\bar{I}_v) \quad (11)$$

5. 결론

본 논문에서는 트래픽 특성이 서로 다른 이질 호원 이 존재하는 ATM망에서의 연결 수락 제어를 위한 신경망 모델에 대한 효율적인 학습 패턴 처리 기법을 제안하였다.

제안된 방법에서는 VOB모델에서 채택하였던 가상 셀 손실율이라는 개념을 이용하여 신경망이 연결 수락 경계면을 최대한 빨리 찾게 함으로써 호원의 QoS를 만족시키는 물론 네트워크 이용률을 극대화시키고자 하였다. 이를 위하여 수집된 가상 셀 손실율로부터 얻은 셀 손실율 참조 곡선을 이용하였다. 즉, 학습 방법을 통해 셀 손실율 평균 곡선을 근사화하는 방법 대신, 수집된 가상 셀 손실율 패턴에 셀 손실율 값의 평균에 관한 정보를 충분히 포함할 수 있도록 하였다.

ATM 망에서 가장 대표적인 호원으로 알려진 LAN 호원과 화상 전화 호원을 이용하여, 각각의 호원이 독립적으로 존재하는 경우와 함께 존재할 때의 셀 손실율 참조 곡선을 구하고 이들의 차이를 비교하는 실험을 수행하였다. 실험 결과에 따르면 셀 손실율 참조 곡선은 호원의 종류에 상관없이 비교적 일정한 값을 가지는 것을 알 수 있었다.

따라서 LAN 호원이 존재하는 망에서 추출된 셀 손실율 참조 곡선은 수정없이 화상 전화 호원이 존재하는 망이나 이들 호원이 같이 존재하는 망에도 바로 적용할 수가 있게 된다.

향후 연구로는 다양한 트래픽 호원이 존재하는 실제 ATM망에 대해서 제안된 학습 패턴 처리 방법을 신경망 모델에 적용한 시뮬레이션을 수행하는 연구가 필요하다.

[참고 문헌]

- [1] H.Heffes, Lucantoni, "A Markov modulated characterization of packetized voice and data traffic and related statistical multiplexer performance," IEEE Journal on Selected Area in Communications, Vol.4, pp.856-868, Sept. 1986.
- [2] Andrea Baiocchi, Nicola Blefari Melazzi, Marco Listanti, Aldo Roveri, and Roberto Winkler, "Loss Performance Analysis of an ATM Multiplexer Loaded with High-Speed ON-OFF Sources," IEEE Journal on Selected Area in Communications, Vol.9, No.3, pp.388-393, April 1991.
- [3] D.Anick, D.Mitra, M.M.Sondhi, "Stochastic Theory of a Data-Handling System with Multiple Sources," The Bell Syst. Tech. Journal, Oct. 1982.
- [4] Yasuhiro Miyao, "Bandwidth Allocation in ATM Networks That Guarantee Multiple QoS Requirements," IEEE ICC'93, 1993.
- [5] G. Ramamurthy and R.S. Dighe, "Distributed Source Control: A Network Access Control For Integrated Broadband Packet Networks," IEEE INFOCOM '90, 1990.
- [6] A. Hiramatsu, "ATM Communications Network Control by Neural Network," IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.1, No.1, pp.122-130, Mar. 1990.
- [7] A. Hiramatsu, "ATM Call Admission Control using a Neural Network trained with a Virtual Output Buffer Method," Proc. ICNN'94, Vol.6, p.3611-3616, 1994
- [8] 강구홍, 김치하, "다층 퍼셉트론을 이용한 ATM 망에서의 연결수락제어," 정보과학회논문지, 제23권 12호, pp.1225-1237, 1996. 12.
- [9] 시스템공학연구소, "ATM 망에서의 연결 수락 제어를 위한 신경망 모델 개발," SERI '97 최종연구보고서, 포항공대, 1997. 8.