

ATM망에서 퍼지 패턴 추정기를 이용한 신경망 호 수락제어에 관한 연구

A Study on a Neural-Net Based Call Admission Control Using Fuzzy Pattern Estimator for ATM Networks

°이 진 이, 이 종 찬, *이 종 석

청운대학교 전자공학과, 인공지능 컴퓨터공학과 * 숭실대학교 전자공학과

Jin-Yi Lee, Jong-Chan Lee, Jong-Seok Lee

Dept. of Electronic Engineering, and AI & Computer Engineering, Chungwoon University

Dept. of Electronic Engineering, Soongsil University

ABSTRACT

This paper proposes a new call admission control scheme utilizing an inverse fuzzy vector quantizer(IFVQ) and neural net, which combines benefits of IFVQ and flexibilities of FCM(Fuzzy-C-Means) arithmetics, to decide whether a requested call that is not trained in learning phase to be connected or not. The system generates the estimated traffic pattern of the cell stream of a new call, using feasible/infeasible patterns in codebook, fuzzy membership values that represent the degree to which each pattern of codebook matches input pattern, and FCM arithmetics. The input to the NN is the vector consisted of traffic parameters which is the means and variances of the number of cells arriving in the interval. After training(using error back propagation algorithm), when the NN is used for decision making, the decision as to whether to accept or reject a new call depends on whether the NN output is greater or less than decision threshold(+0.5). This method is a new technique for call admission control using the membership values as traffic parameter which declared to CAC at the call set up stage, and is valid for a very general traffic model in which the calls of a stream can belong to an unlimited number of traffic classes. Through the simulation, it is founded the performance of the suggested method outforms compared to the conventional NN method.

I. 서 론

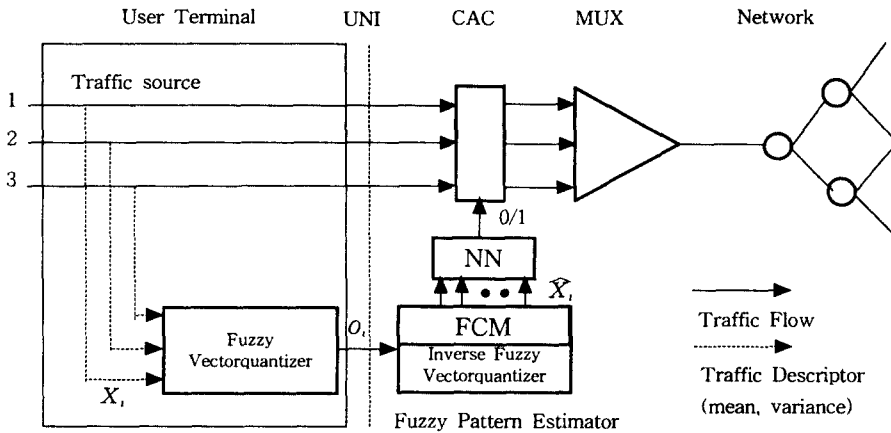
통신망은 음성신호를 전송하는 것이 주 목적인 공중전화망과 컴퓨터간의 문자위주의 데이터의 전송을 목적으로 하는 패킷 교환망으로 발전되어 오다가 동화상정보, HDTV 등, 멀티미디어의 정보통신등에 대한 요구가 급격하게 증가됨에 따라 B-ISDN이 출현하게 되었고 이를 실현하기 위한 정보 전달기술로 ATM 기술이 효과적인 것으로 알려져 있다. ATM망에서는 요구 대역폭이나 서비스 요구사항이 서로 다른 다양한 호들이 망 자원들을 공유하고, 고속의 셀 전송 특성 때문에 망에서의 폭주상태가 발생할 수 있다. 또한 예측할 수 없는 트래픽의 변화로 인해 요구값 이상의 셀 전송 지연 및 셀 손실이 발생 할 수도 있다. 따라서 사용자가 요구하는 서비스 품질을 유지시키고 망자원을 효과적으로 공유하기 위해서 정보 전송단계에서 트래픽 제어가 필요하다[1]. 이에 따라 ITU-T에서는 다음과 같은 트래픽 제어 요소를 I.371로 권고하였다. 트래픽 제어는 망의 폭주상태를 예방하기 위하여 망이 취하는 일련의 조치들을 말하며 이것의 기능으로 폭주제어, 연결 수락제어, 사용자/망 파라메타제어, 우선 순위제어, 트래픽 셀률조정 등이 있다. ATM에서 연결요구에 대한 제어방법으로 예방제어가 많이 연구되고 있으며, 사용자 단말이 신고한 트래픽 파라메타와 현재의 트래픽 상황을 분석한 후 미래의 트래픽을 예측하여, 서비스 품질에 따라 호 수락 여부를 결정한다. 트래픽 예측 방법으로 수학적 모델에 기초한 해석방법[2], 출력링크를 실제로 측정하여 트래픽을 예측하는 방법[3], 각 호의 대역폭 할당을 위해 미리 구해진 등가 대역폭을 이용하는 방법[4], 트래픽 파라메타의 불확실성을 고려한 확률변수와 퍼지 셀을 이용하는 방법[5] 등이 있다. A. Hiramatsu는 다중화에 의해 발생하는 비트변동에 따른 수락제어[6]와 대역폭 할당에 따른 연결 수락제어[7]에 신경망을 사용하였다. 신경회로망을 이용하는 방법은 가입자가 선언하는 트래픽 파라메타에만 의존하지 않고 호 수락제어기가 학습을 통하여 호수락 제어를 수행한다는 측면에서 장점 갖고 있으나 새로운 서비스가 도착할 때는 신경망 제어를 재학습해야 하고, 다양한 서비스 클래스를 동시에 지원하는 하는 데는 어려움을 갖고 있다. 한편 ATM망의 여러 기능에 퍼지를 적용하여 성능을 향상시킨 연구가 있는데, CAC에 퍼지를 이용한 연구는 신경망에 기초한 퍼지 수락 제어기[8]와 호 수락제어기와 폭주제어를 결합한 퍼지 트래픽 제어기[9]가 있다, 본 연구에서는 퍼지 패턴 추정기를 구성하여 신경망 학습시에 훈련되지 않은 새로운 종류의 호가 발생할 때, 재학습을 하지 않고 그 호의 수락/거절을 효과적으로 행할 수 있는 IFVQ-NNCAC(Inverse Fuzzy Vector quantizer- Neural Networks Call Admission Control)를 제안하여 분석한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 입력트래픽 패턴을 퍼지추정하는 호 수락제어기를 기술하고, III 장에서는 시뮬레이션을 통하여 분석하고, IV 장에서 결론을 기술한다.

II. 퍼지 패턴 추정기를 이용한 신경망 호 수락제어

새로운 패턴(학습에 참여하지 않은 패턴)의 수락/거절을 표준패턴(학습에 참여한 호들의 파라메타-진행중인 호의 셀 스트림과 연결을 요구하는 새로운 호의 중첩된 셀 스트림의 관측 프레임별 셀 수의 평균값과 분산값-를 압축한 패턴들)과의 퍼지 소속함수값을 측정하여, 그 값들을 CAC에 신고하면 CAC는 입력 트래픽 패턴을 추정하여 신경망으로 그 호의 수락제어를 실시한다.

2.1 퍼지 패턴 추정기-신경망 호 수락제어 시스템

퍼지 패턴추정기는 표준 패턴 코드북을 이용하여 outside 패턴과의 퍼지소속함수값을 발생하는 퍼지 벡터 양자화기와 퍼지 소속 함수값과 FCM 연산식을 사용하여 입력패턴을 추정하는 역 퍼지 벡터양자화기로 구성된다. 새로운 입력패턴과 표준패턴과의 유사도(소속함수값)를 나타내는 O_i 는 각각의 표준패턴에 대응할 확률값을 성분으로 하는 확률 질량벡터이다. 대응 확률값이 제일 큰 표준패턴이 새로운 패턴과 가장 유사한 패턴이지만 코드북 내의 다른 표준패턴과의 유사정도를 모두 고려하여 표준패턴에 적용시킨 패턴을 생성하여 신경망의 입력으로 사용함으로써 CAC를 능률적(링크용량을 최대로 이용하는 최대의 다중화 효과)으로 수행하도록 한다.



1, 2 : incoming calls 3 : requested call

(그림 1) 퍼지 패턴 추정기-신경망 호 수락제어 시스템

사용자 단말에서 호의 연결을 요구하면, 그 전에 진행중인 호와 연결을 요구하는 새로운 호가 중첩된(aggregated) 스트림의 트래픽 파라메타인 X_i 는 표준패턴 Y_j ($1 \leq j \leq L$)와 퍼지 소속함수값 [10]을 다음 식(1)에 의해 계산되고 이들을 성분으로 하는 확률 질량벡터 O_i 는 식 (2)로부터 얻는다.

$$\mu_{ij} = \left\{ \sum_{k=1}^L \left[\frac{d(X_i, Y_j)}{d(X_i, Y_k)} \right]^{\frac{1}{F-1}} \right\}^{-1} \quad (1)$$

$$O_i = [\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{iL}] \quad (2)$$

i 는 입력패턴의 순번, j, k 는 표준패턴의 순번, L 은 코드북 크기를 각각 나타내며, 이 때 사용하는 Fuzziness (F)는 확률적 변화량을 나타내는 애매성 상수이다. CAC에서는 퍼지 벡터양자화기에서 전송된 O_i 와 FCM 연산식을 이용하여 추정된 트래픽 파라메타를 식(3)으로 구하고, 이들 값을 성분(\hat{x}_{ij})으로 하는 트래픽 파라메타 벡터(\hat{X}_i)가 신경망 CAC에 입력되고, 그 출력값을 미리 설정된 임계치와 비교하여 도착한 새로운 호(outside 패턴, 학습에 참여하지 않은 호의 패턴)의 수락/거절을 결정하게 된다.

$$\widehat{x}_{ij} = \frac{\sum_{j=1}^L [(\mu_{ij})^F y_{ji}]}{\sum_{j=1}^L [(\mu_{ij})^F]} \quad (3)$$

$$\widehat{X}_i = [\widehat{x}_{i1}, \widehat{x}_{i2}, \widehat{x}_{i3}, \dots, \widehat{x}_{iN}] \quad (4)$$

F (Fuzziness value)는 1 이상의 값이므로, $(\mu_{ij})^F$ 는 지수함수적 증가를 나타낸다. 소속함수값 μ_{ij} 가 큰 값을 갖는 표준패턴은 추정된 패턴을 생성할 때, 다른 표준패턴보다 상대적으로 크게 기여한다.

2.2 신경망 입력

호 수락제어를 위한 신경망의 구조는 전방향 신경망 구조로서 입력층과 은닉층은 한개의 층을 사용하며, 출력층은 하나의 출력뉴런을 갖는다. 신경망의 입력들은 진행중인 호들과 연결을 요구하는 새로운 호로 구성된 스트림의 트래픽 파라메타이다. 본 연구에서 신경망 입력은 셀 스트림 S의 평균과 분산값을 사용하며, 길이 m 인 관측구간의 셀 수의 분산값 VOC_S (Variance Of Counts)는 다음과 같이 정의한다[11].

$$VOC_S(m) = \frac{var[N_S(i+1, i+m)]}{m} \quad m = 1, 2, 4, \dots, 2^n \quad (5)$$

여기서, i 는 임의의 시간슬롯이고, 스트림 S의 평균과 분산을 각각 λ_S 와 $VOC_S(m)$ 으로 나타낸다. $N_S(i)$ 는 셀 스트림 S의 슬롯 i 에 도착하는 셀들의 수를 표시하고 $N_S(i, j)$ 는 슬롯 i 와 j 의 간격 내에 도착하는 셀의 수를 나타낸다. 신경망 입력의 수를 제한하기 위하여, 지수함수적으로 증가하는 간격의 VOC_S 를 사용한다. 신경망 입력의 트래픽 파라메타는 다음과 같다.

$$X_i = [x_1, x_2, \dots, x_n] \quad (1 \leq i \leq m) \quad (6)$$

여기서, x_1 는 셀 스트림의 프레임당 평균 수(λ_S)를 나타내며, x_2, \dots, x_n 는 $VOC_S(2^0), \dots, VOC_S(2^n)$ 을 각각 나타낸다.

III. 제안된 호 수락제어 방식의 성능 평가

본 연구에서 제안된 퍼지 트래픽 추정기를 이용한 신경망 호 수락 제어방식의 특성을 기존의 신경망 방법과 비교하기 위하여 학습에 참여하지 않은 패턴에 대한 시뮬레이션을 수행하였다.

(1) 시뮬레이션 환경

- 트래픽 소스모델 : ON-OFF model · 소스의 피크 레이트 : 1 cell/slot, CBR : 32 Kbps
- 링크용량 : 20 cell/slot · 호의 평균지속시간 : 30 sec, 45 sec, 60 sec
- 호 도착율 : poisson 분포(2 calls/sec) · ON 의 평균지속시간 : 0.35 sec
- OFF의 평균지속시간 : 0.65 sec · 발생시간 : 120sec, 150sec, 200sec
- QoS 요구 : 10^{-2} 의 셀 손실율 (moving average) · 버퍼는 고려하지 않음
- 2 계층 신경망 구조(입력노드 : 10개, 중간노드 : 2계층, 출력노드 : 1)

· 신경망 학습알고리즘 : 오류 역전파 알고리즘

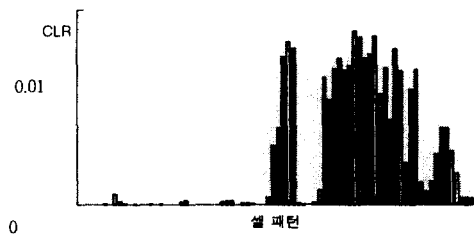
(2) 신경망 학습단계

중첩된 셀 스트림은 2^9 개의 time slot (관측프레임 : 512 cell-slot)으로 나누고 time slot 당 평균 셀 수와 분산값을 트래픽 파라메타로 사용

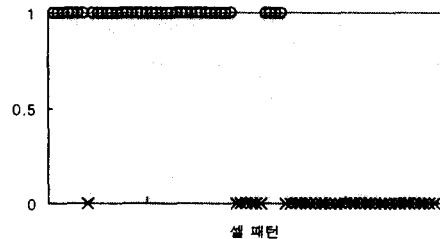
- 링크의 용량을 고려하여 셀손실율이 10^{-2} 이하인 진행중인 패턴을 발생
- 진행중인 호와 중첩하여(aggregated) QoS 요구 (10^{-2} CLR)를 초과하는 것(거절패턴)과 이하인 패턴(수락패턴)을 50개 발생하여 표준 패턴으로 사용하고 신경망을 학습
- 학습에 참여하지 않은 outside 패턴은 출력링크의 용량을 고려하여 호의 지속시간의 변화와 도착률을 변화시켜 78개를 발생

(3) 시뮬레이션 결과 및 검토

기존의 신경망 방식에 의한 (off-line) 결과와 본 연구의 Fuzziness값 설정에 따른 호 수락 제어 결과를 나타낸다. (그림 2)는 셀 스트림의 관측 프레임별 테스트 패턴 78개에 대한 셀 손실율을 나타낸다. (그림 3)은 테스트 패턴을 나타낸다.



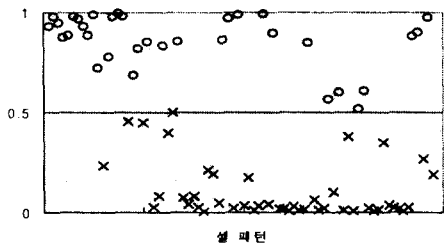
(그림 2) 셀손실율(moving average)



O : accept X : reject

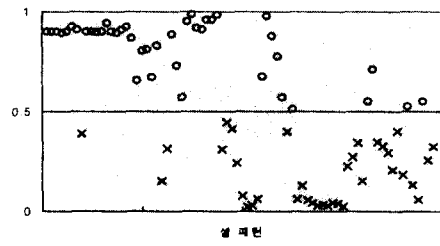
(그림 3) 관측구간별 셀 스트림의 패턴

(그림 4)는 기존의 신경망에 의한 호 수락제어의 결과를 나타낸다. (그림 5)는 본연구의 F=1.2 일 때 호 수락제어 결과를 나타낸다.



O : accept X : reject

(그림 4) 기존신경망

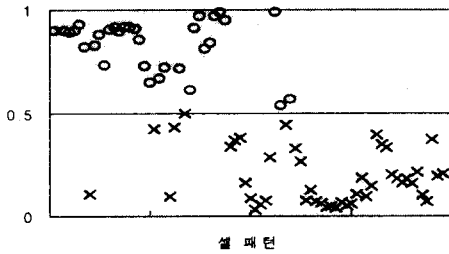


O : accept X : reject

(그림 5) F=1.2

(그림 6) 와 (그림 7)은 F=1.5, F=1.8 일때의 호 수락 제어의 결과이다.

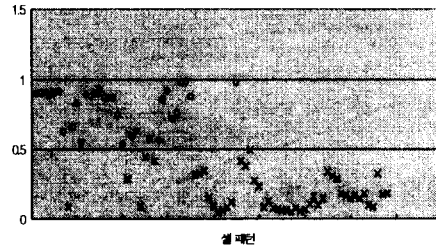
기존의 신경망에서는 29개의 에러율을 보이는 반면에 퍼지이론을 사용한 경우 에러율이 9-10개를 보이고 있어, 본 연구의 호 수락제어가 효과적으로 수행됨을 보였다. Fuzziness 값에 따라서 호 수락제어의 결과에 큰 영향을(1 개정도의 오차차이를 보임)보이지 않고 있지만 많은 패턴을 발생 시 호 수락제어를 위한 최적의 Fuzziness 값을 선정이 필요하다. 또한 패턴 발생시 동일한 셀 스



O : accept X : reject

(그림 6) $F=1.5$

트림이라도 관측구간이나 창(window)의 크기에 따라 셀 손실율의 moving average 값이 다르게 나타나기도 한다.(관측 프레임의 길이를 512 cell-slot으로 하고 창 크기를 32,16 cell-slot,했을 때 발생)



O : accept X : reject

(그림 7) $F=1.8$

IV. 결론

일반적으로 패턴인식 문제는 퍼지이론을 사용함으로써 인식율을 높인데, 본 연구에서도 ATM의 호 수락 제어 문제를 트래픽 패턴의 인식문제로 간주하여 CAC의 기능을 향상시킬 수 있는 방안을 제시하고 분석하였다. 시뮬레이션을 통하여 제안한 방식의 호 수락제어가 기존의 신경망에 의한 호 수락제어의 결과보다 우수함을 보였다. 이것은 CAC측에서 호 수락 요청시 트래픽의 특성을 표준패턴을 이용하여 효과적으로 추정함으로써, 기존의 방식에서 트래픽 파라메타로 사용하는 최대전송율, 평균전송율, burstiness로 트래픽의 특성을 나타내는 한계를 극복한 것이다. 실제 멀티미디어 서비스에서의 트래픽 특성은 무수한 형태로 진행되기 때문에 특별한 모델의 규정이 어렵다. 실제 망(network)에 존재하는 무수한 트래픽 패턴의 효과적인 추정은 호 수락제어를 능률적으로 행할 수 있게 한다. 이를 위해 본 연구에서는 직접 트래픽의 셀들의 흐름을 순간 순간 관측하여 셀 수의 분산과 평균값으로 트래픽 특성을 나타내므로 특정모델에 의존하지는 않는다. 실제적인 망의 트래픽흐름을 고려한 프렉탈 트래픽 환경에서 퍼지이론을 적용한 CAC의 연구도 필요하다.

참고문헌

- [1] ITU-T draft recommendation I.371, " Traffic control and congestion control in B-ISDN," Geneva, '92.
- [2] Kang, S. H. and Sung, D.K., " A Trial Multilayer Perceptron Neural Network for ATM Connection Admission Control," IEICE Trans. commun., vol. E76-B. no.3 March '93,
- [3] R. Bolla, F.Davoli and A.Lombardo," Adaptive bandwidth allocation by hierarchical control of multiple ATM traffic classes," IEEE INFOCOM '92.
- [4] G.Gallassi, G.Rigolio and L.Fratta," ATM: bandwidth assignment and bandwidth enforcement policies," IEEE GLOBECOM '89.
- [5] J.M.Holtzman," Copying with broadband traffic uncertainties : statistical uncertainty, fuzziness, neural networks," IEEE GLOBECOM '90.
- [6] A. Hiramatsu, " ATM Communications network control by neural networks," IEEE Tran. on neural networks, Vol. 1, No.1, '90.
- [7] T. Takahashi and A. Hiramatsu, " Integrated ATM traffic control by distributed neural networks," IEEE JASC, vol.9. 1991,
- [8] R. G. Cheng and C. J. Chang, " A Neural-net Based Fuzzy Admission Controller for

ATM Network," IEEE INFOCOM '96.

- [9] C. J. Chang and R. G. Cheng, " Traffic control in an ATM network using fuzzy set theory," IEEE INFOCOM '94.
- [10] H.P. Teseng, M.J.Sabin, and E.A. Lee, " Fuzzy vector quantization applied to hidden Markov modeling," Proc. ICASSP '87.
- [11] Richard G.Ogier,T.Plotkin, and Irfan Khan, "Neural network methods with traffic descriptor compression for call admission control," IEEE INFOCOM '96.