

패킷 전송속도 실시간 예측 모델 연구

정회원 최인호*, 김윤석**

A Study of Packets Transmission Time Prediction Model

InHo Choi*, YunSeok Kim** *Regular Members*

요 약

본 연구는 패킷망에서 보다 고품질의 실시간 서비스를 위한 트래픽 전송속도 변화에 관한 예측 정보를 제공할 수 있는 모델을 제안하는 것으로써 예측 알고리즘 방법으로는 비선형 예측에 우수한 성능을 보이는 신경망(Neural Network)을 기본으로 하며 실시간 학습과 예측이 가능한 3중신경망을 사용하여 변화하는 트래픽(패킷) 전송속도를 학습하고 이를 토대로 앞으로의 유입될 트래픽 전송속도를 실시간으로 예측하기 위한 모델이다.

Key Words : Communication, Traffic, Neural network, Packets, Prediction.

ABSTRACT

This paper is a study on the prediction of Packets transmission time using the triple neural network model. Because there is not the traffic model of multi-media to make clear, the traffic model is assumed to be non-linear time variable function. For real-time prediction of it, the triple neural network model which is composed with parallel triple neural networks is used. From the result, it's capability is shown that the triple neural network model can be used in the real-time prediction of Packets transmission time.

I. 서 론

현재 인터넷과 같은 패킷망에서 정보의 다양화 및 대용량화로 트래픽이 급속히 증가함에 따라 동영상이나 인터넷 폰, 그리고 원거리 실시간 로봇제어^[1]를 위한 트래픽 등의 실시간 전송이 인터넷에서 서비스 품질의 매우 중요한 요소가 되어지고 있다. 그러나 인터넷에는 선로의 전송한계, 전송경로 중의 병목현상 그리고 시스템의 데이터 과부하 등으로 실시간 전송의 많은 어려움이 산재해 있다. 이에 본 연구 목적은 실시간 전송을 요구하는 데이터의 원활한 흐름과 실시간 전송서비스의 품질을 보다 높이기 위하여 현재 도착하는 각 패킷(packet)의 지연시간을 바탕으로 앞으로 도착할 패킷의 지연시간을 예측함으로써 실시간 데이터의 흐름제어(flow control)에 이용될 수 있는 패킷 지연 정보를 제공하고자 하는 것

이며 모의실험을 통하여 인터넷에서 패킷(실시간 정보 데이터) 전송시 도착지에서의 패킷 지연시간을 미리 예측하여 보다 빠른 실시간 서비스를 위한 정보를 제공하는 것으로써 인터넷에서 실제 패킷 지연 데이터를 획득하여 이를 예측하여 보이는 것이다. 예측방법으로는 비선형 예측에 우수한 성능을 보이는 신경망(Neural Network)을 사용하여 과거의 패킷지연 시간을 학습하고 이를 토대로 앞으로의 도착될 패킷의 지연시간을 실시간으로 예측하는 것이다.

II. 본 론

본 실험에 이용한 실제 데이터는 인터넷에서 순차적 패킷 전송시 평균 전송지연시간을 예측하기 위해 획득된 것이며, 참고문헌^[1]에서 제시되어진 바 있는 3중 신경망 모델로 패킷의 도달 지연시간을 예측하

* 김포대학 정보통신과(inhchoi@kimpo.ac.kr), ** 상지영서대학 국방정보통신과(yskim@sy.ac.kr)
논문번호 : 07093-1120, 접수일자 : 2007년 11월 20일

는 실험을 하였다.

2.1 실제 패킷 전송지연시간 데이터

그림 1.에 보인 데이터 열은 패킷망에서 일정 전송간격으로 순차적인 패킷 전송시 각 패킷의 지연 시간을 나타낸 실제 데이터이며 그림 2는 실험을 위해 10,000개까지만 절취한 것이고, 그림 3은 실험에 사용하기 위해 지연시간을 0-1값을 갖도록 정규화한 그림이다. 그림에는 나타낼 수 없었으나 이 패킷 지연 데이터에는 패킷 망에서의 패킷의 평균 전송 지연률을 계산하기 위해 획득된 것이므로 손실(loss)된 패킷은 순서에서 제외되어 있었고 뒤에 전송되었던 패킷이 먼저 도착하여 순서가 뒤바뀐 패킷도 많았다. 그러므로 이 데이터의 특성은 매우 많은 변수를 지님과 동시에 손실된 정보도 많았고 더욱이 도착 감지는 1mS 간격인데 반해 전송 간격은 30mS이었기 때문에 패킷의 전송간격 사이(29mS)의 패킷 망의 통화유량 정보는 유실되었다고 볼 수 있다.

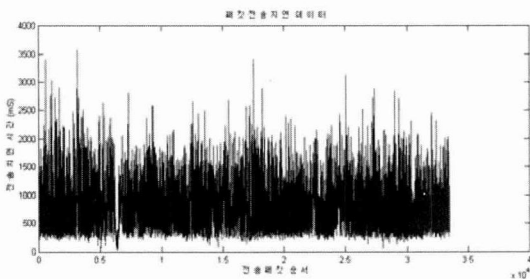


그림 1. 실제 패킷들의 전송지연 시간

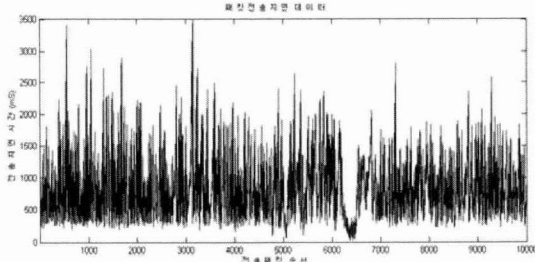


그림 2. 절취된 실제 패킷의 전송지연 시간(10000 패킷)

2.2 실험을 위한 패킷 지연 데이터의 사전 처리
 처음 이 데이터를 획득한 후 그림 3.에 나타낸 순수한 지연 데이터를 제안된 3중 병렬 신경망으로 예측을 시도하였으나 최초의 학습조차 이루어지지 않았고 3중 병렬 신경망을 구성하는 단일 신경망의 은

닉층 구조를 바꿔가며 여러 차례 학습을 시도하였으나 성공하지 못하였다. 이는 위에서 언급했듯이 획득한 데이터의 특성이 매우 난해함은 물론 망에 유입되는 전체 통화량(패킷량)의 연속적인 정보를 담고 있지 못하여 그 특성이 더욱 험하게 변동되기 때문인 것으로 사료되어 본 데이터의 사전처리를 통하여 백색잡음처럼 랜덤하게 변동되는 순간 특성을 감소시켜 예측하기로 한다.

데이터의 사전처리는 5차 메디안 필터(5th median filter)로 필터링 하였고 그 결과 그림 4.와 같은 데이터를 얻었다. 이를 보면 알 수 있듯이 원 지연 데이터의 흐름(포락선 특성)은 유지되었고 미세하게 변동하는 특징만 제거되었음을 볼 수 있다. 이렇게 사전처리 된 패킷 지연 데이터를 2.절의 3중 병렬 신경망으로 3.절에서 큰 오차 없이 예측할 수 있음을 보인다.

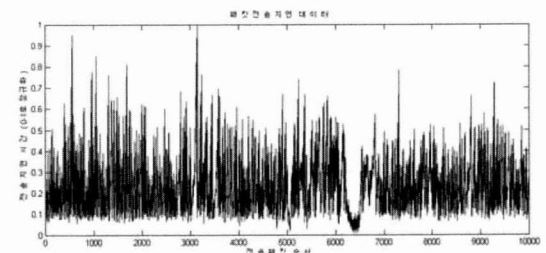


그림 3. 실험을 위해 정규화 된 패킷 전송 지연 데이터

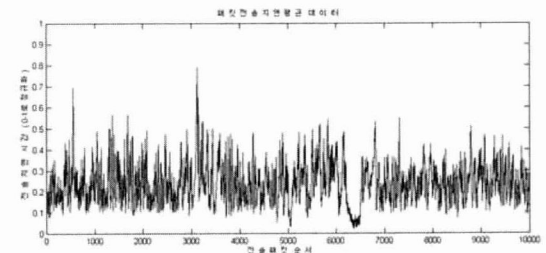


그림 4. 메디안 필터로 처리 된 패킷 전송 지연 데이터

2.3 신경망을 이용한 패킷 지연시간 예측 모델

본 연구에서 사용될 그림 5.와과 같은 3중 신경망 모델은 참고문헌^[1]에서 제시되어진 바 있으며, 본 실험에서는 3중 신경망모델에 쓰일 단일신경망은 오차 수렴이 비교적 빠르고 안정적인 그림 6.과 같은 구조를 선택하였다.

이와 같은 단일신경망 3개를 그림 5.와 같이 병렬로 연결하고 그림 8과 같은 알고리즘으로 트래픽 지연시간을 예측하여 본다.

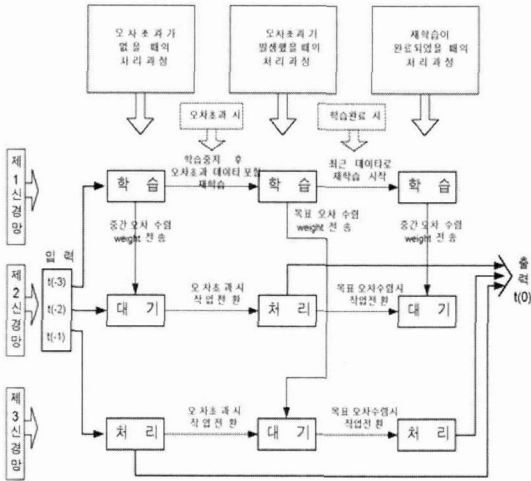


그림 5. 3중 병렬 신경망 모델

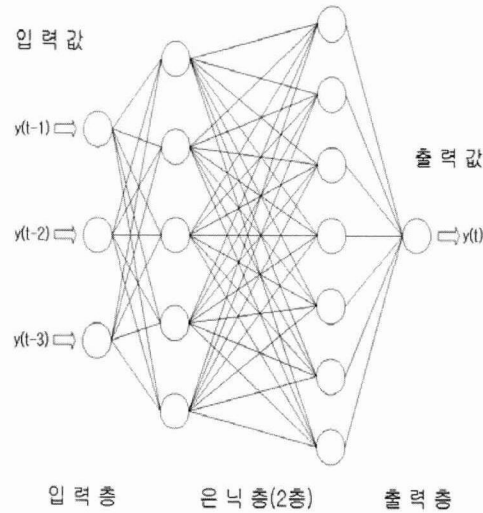


그림 6. 2개 은닉층(5,7셀)의 신경망 구조

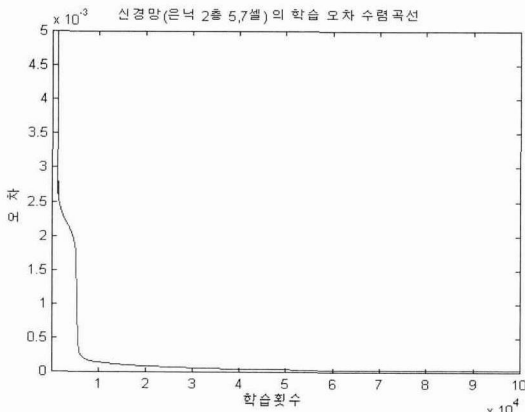


그림 7. 2개의 은닉층(5, 7셀) 신경망의 오차수렴도

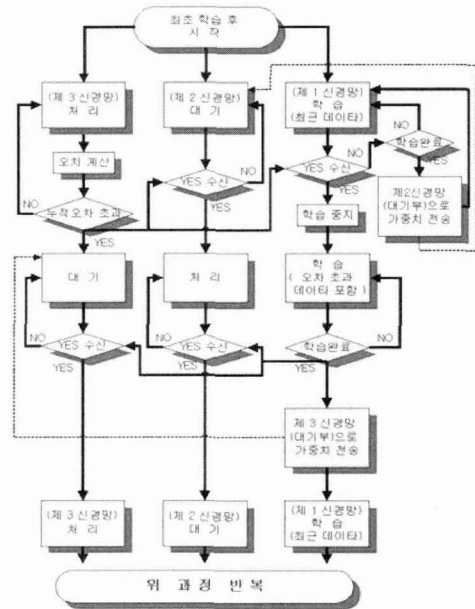


그림 8. 3중 병렬 신경망 모델 알고리즘의 흐름도

2.4 예측모델을 이용한 모의실험 및 결과

본 절에서는 2.절에서 사전처리 된 패킷 지연 데이터를 단일 신경망과 3중 병렬 신경망으로 예측하는 실험을 수행하여 그 결과를 실제 데이터와 비교함으로써 3중 병렬 신경망이 실제 발생된 패킷 지연 데이터를 예측할 수 있음을 보인다. 3중 병렬 신경망은 그림 5.와 같으며 표 1.에 본 실험을 위한 학습 및 처리조건 설정을 자세히 나타내었다.

표 1. 단일 신경망과 3중 병렬 신경망의 학습 및 처리 조건

비교항목	단일 신경망	3중 병렬 신경망		
알고리즘	역전파 학습	역전파 학습		
신경망 수	1개	3개 병렬 연결		
입력층	1층(layer) 3셀(cell)	각 신경망 공통 1층 3셀		
출력층	1층 1셀	각 신경망 공통 1층 1셀		
은닉층	2층 각 5셀,7셀	각 신경망 공통 각 2층 5셀,7셀		
학습조건	모멘트 값	0.9	각 신경망 공통 0.9	
	학습율	0.7	각 신경망 공통 0.7	
	학습 목표	전체오차 목표	0.001	각 신경망 공통 0.001
		개별오차 목표	0.0001	각 신경망 공통 0.0001
		최초 학습 데이터	최초 150개 데이터	최초 150개 데이터
재학습 데이터	재학습 없음	최초150개+최근100개 (총 250개 데이터)		
처리조건	처리대상	특성이 매우 난해한 패킷 전송지연시간 데이터		
	허용오차 초과 발생	재학습 이외에 대책 없음	각 신경망 간 작업전환	
	허용오차 초과시 작업전환조건	없음	10개 데이터 예측 누적오차 0.1(0.05) 이상	

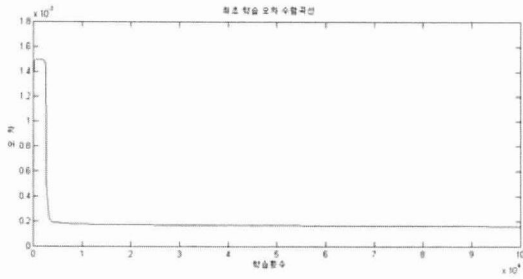


그림 9. 패킷 지연데이터의 최초 학습오차 수렴곡선

이러한 조건으로 우선 단일 신경망으로 지연 데이터를 예측하고, 3중 병렬 신경망으로 처리전환(재학습) 조건인 누적오차 평균 0.1과 0.05로 하여 각각의 예측실험을 수행한다. 그림 9.는 표 1.과 같은 학습 조건으로 최초학습이 완료되었을 때의 신경망의 오차수렴곡선이다.

최초 학습의 오차목표는 표 1.에서 보듯이 0.001로 하였으나 극부최소치의 위험을 피하기 위해 100,000회까지 학습하였다. 이렇게 최초 학습된 단일 신경망으로 패킷 지연 데이터를 예측한 결과를 그림 10.에 나타내었다. 또한 그림 11.은 예측 결과의 오차만을 나타낸 것이다. 단일 신경망의 결과를 보면 지연 데이터의 최초 150개 값만의 특징을 학습하여 그 특징을 벗어나는 데이터는 예측을 못하는 것을 알 수 있다. 이는 최초 150개 데이터가 변동폭이 작은 특징만을 지니고 있어 변동이 큰 특징을 지니는 데이터에 대해서는 예측을 못하여 큰 오차를 범하는 것으로 사료된다. 그러나 그림 11.의 오차만을 보면 전체적으로 매우 큰 오차는 많지 않음을 볼 수 있는데 이는 지연 데이터의 대부분이 최초 학습했던 데이터와 같이 변동폭이 작은 곳에 밀집해 있고 이에 비해 변동폭이 큰 데이터는 소수이기 때문인 것을 알 수 있다.

다음은 패킷 지연 데이터를 3중 병렬 신경망으로 표 1과 같이 허용오차를 각각 0.1과 0.05로 하여 예측한 결과와 고찰이다.

우선, 그림 12.를 보면 허용오차 조건을 0.1로 하여 3중 병렬 신경망의 예측 후 오차누적 평균값을 나타낸 것으로써 이는 매우 큰 오차를 범할 때만 작업 전환하여 재학습이 이루어지도록 한 것이다. 또한 그림 13.은 허용오차 조건을 0.05로 두어 3중 병렬 신경망의 예측 후 오차누적 평균값을 나타낸 것으로써 조건 0.1일 때 보다는 허용오차를 엄격히 하였기 때문에 허용오차 초과가 빈번하였다.

이는 작업전환이 자주 반복되어 실시간 처리에는

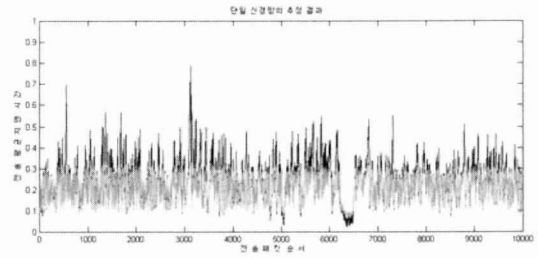


그림 10. 패킷 지연 데이터의 단일 신경망 예측 결과 (■ : 패킷 지연 데이터, ■ : 단일 신경망의 예측 값)

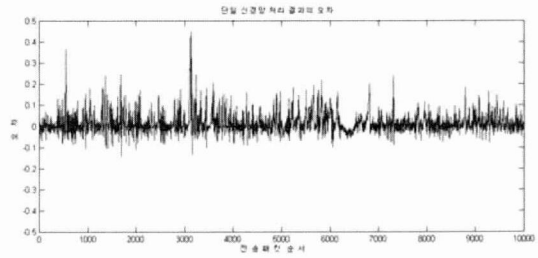


그림 11. 단일 신경망의 패킷 지연 데이터 예측 오차

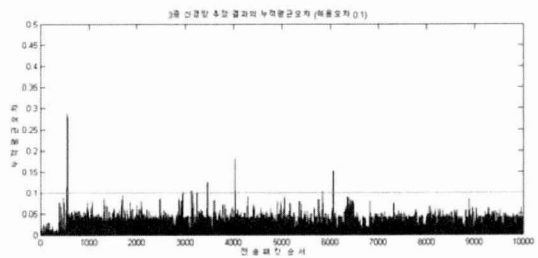


그림 12. 3중 신경망 처리의 오차 누적평균 (허용오차 0.1)

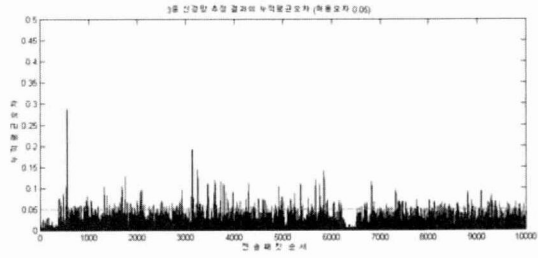


그림 13. 3중 신경망 처리의 오차 누적평균 (허용오차 0.05)

적합하지 않음으로 허용오차 설정이 처리속도 결정에 매우 중요한 사항임을 알 수 있다. 즉, 3중 병렬 신경망 모델의 허용오차 조건 설정은 하드웨어 프로세서의 속도와 예측 처리 대상 데이터의 허용오차범위에 의해 결정되어야 한다.

그림 12.와 13.을 보면 오차누적 평균값이 서로 비교하기 힘들 정도로 상이한데 이는 앞서 언급했듯이 패킷 지연 데이터의 특성이 매우 급하게 시변되

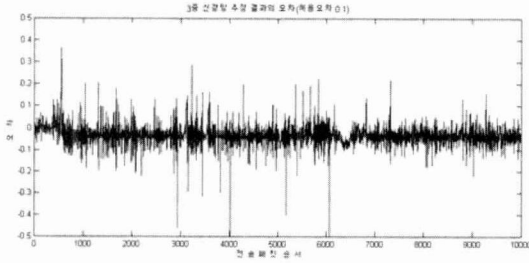


그림 14. 3중신경망의 패킷지연시간 예측오차(허용오차 0.1)

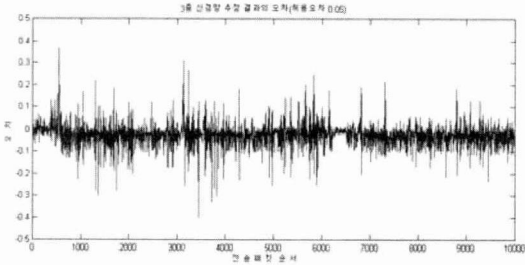


그림 15. 3중신경망의 패킷지연시간 예측오차(허용오차0.05)

고 반복되어 본 실험에서처럼 실시간을 위한 짧은 구간만의 학습으로는 그 특성을 모두 인지하기는 힘들기 때문이다. 허용오차 조건이 0.05일 때는 누적오차 0.05를 범하는 데이터 특성을 인지하기 위해 자주 재학습하므로 누적오차가 0.05보다 줄어드는 구간이 많으나 큰 변동폭의 데이터에 대해서는 0.1조건일 때보다는 큰 오차를 여러 번 범하는 것을 알 수 있고 그림 14.와 같이 0.1 조건일 때는 큰 오차를 범하는 (변동폭이 큰)데이터에 대해서만 재학습이 이루어지므로 누적오차 0.1 이하의 오차는 더 이상 줄어들지 않지만 큰 (누적)오차를 범하는 횟수는 0.05조건일 때에 비해 적음을 알 수 있다.

그림 14.와 15.는 허용오차 0.1과 0.05일때의 3중 병렬 신경망의 예측 오차만을 나타낸 것이다.

아래의 두 그림을 비교하면 0.1조건인 그림 14의 오차는 0이하(- 오차값) 값이 상대적으로 많고 0.05 조건인 그림 15의 오차는 0이상(+ 오차값)이 상대적으로 많았는데 이는 0.1조건일 때는 실제 데이터 값보다 예측값이 더 컸기 때문이고 0.05일 때는 실제 데이터 값보다 예측값이 더 작았기 때문임을 알 수 있으나 그 차이는 크지 않았다.

표 2에서 예측 결과에 대한 평균오차를 비교하였다.

표 2는 단일 신경망과 3중 병렬 신경망의 두 조건에 대한 예측의 평균오차 값을 비교한 것으로서 최초 학습만으로 예측한 단일 신경망이 가장 작은 평균 오차 값을 나타냈으나 이는 지연 시간 변동률

표 2. 예측 결과의 평균 오차 비교

비교항목	단일 신경망	3중 병렬 신경망 (허용오차 조건 0.1)	3중 병렬 신경망 (허용오차 조건 0.05)
평균 오차 (정규화 최대 1)	0.029318	0.036742	0.035331
평균 오차 시간 (최대 3500mS)	102.613 mS	128.597 mS	123.658 mS
전체 특성 적응	적응 못함	적응함	적응함

이 작은 데이터의 밀도가 변동률이 큰 데이터보다 상대적으로 높았기 때문에 변동률이 작은 데이터만을 학습한 단일 신경망이 큰 변동률에는 전혀 적응하지 못하여 큰 오차를 범하였는데도 불구하고 작은 변동률의 데이터는 정확히 예측을 하였기에 평균오차가 작을 수 있었던 것으로 패킷 지연 데이터의 전체적인 특성에는 적응하지 못하였으므로 올바르게 예측하였다고 볼 수 없다. 반면 두 조건(0.1과 0.05)의 3중 병렬 신경망은 미세한 변동에 대한 오차로 인해 평균오차 값이 단일 신경망보다는 컸으나 작은 변동률의 데이터와 큰 변동률의 데이터 모두를 예측할 수 있었으므로 패킷 지연 데이터의 전체 특성에 적응하였음을 알 수 있다. 또한 3중 병렬 신경망의 0.05조건일 때가 0.1조건일 때보다 평균오차 값이 더 작았지만 재학습 횟수가 0.1조건일 때보다 매우 많아 처리 시간에 있어서는 0.1 조건이 훨씬 유리하다는 장점이 있다. 즉, 허용오차 조건과 처리시간은 서로 상반되므로 이들 상호간의 절충이 3중 병렬 신경망 모델의 실시간 예측에 매우 중요한 요소이며 이는 예측 대상 데이터의 허용 처리시간과 특성에 의해 결정되어진다.

III. 결 론

본 연구의 목적은 인터넷에서 패킷(실시간 정보 데이터) 전송시 도착지에서의 패킷 지연시간을 미리 예측하여 보다 빠른 실시간 서비스를 위한 정보를 제공하려는 것으로서, 인터넷에서의 데이터 전송 서비스뿐만 아니라 여러 망(network)에서의 전송효율 또는 서비스 품질(Quality of Service : QoS)을 높이기 위한 다각적인 연구가 국내외에서 다양하게 진행되고 있고 본 연구에서는 패킷지연시간을 예측하여 패킷 도착지에서 실시간 서비스의 패킷 처리를 위한

패킷지연시간 정보를 제공하고자 하는 연구모델을 제시하고 이의 방법과 가능성을 보였다.

이를 위해 인터넷에서 실제 패킷전송 지연데이터를 획득하여 이를 3중신경망 모델로 예측 가능성을 보임으로써 실시간 패킷 지연 데이터 정보를 제공할 수 있음 보였다.

본 연구의 실제 적용을 위해서는 본 모의실험에서와 같이 신경망의 학습을 위한 실제 통화유량 특성의 사전분석 및 처리가 필요하다. 또한 처리시간과 허용오차를 절충하기 위한 작업전환(재학습) 조건의 결정이 본 모델의 성능 및 실시간 예측처리에 매우 중요한 요소가 될 것이다.

앞으로 패킷의 도달시간 예측의 신뢰도를 높인다면 의료기나 로봇의 원격 실시간 제어에 응용될 수도 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] 김윤석, 진용옥, “시변비선형 특성을 지닌 ATM 통화유량 예측 모델링”, 한국통신학회논문지 제 25권 제9A호, 2000. 9.

[2] Daniel A. Jimenez, “Piecewise Linear Branch Prediction” *Proceedings of the 32nd International Symposium on Computer Architecture (ISCA-32)*, June 2005.

[3] Kang Hee Lee, Soo Hyun Kim and Yoon Keun Kwak, “Distance Estimation Error Compensation of a Direct Control Type, Internet-based Mobile Robot System”, *Journal of Intelligent and Robotic Systems V.39 Issue 4*, P.393-408, 2004.4.

[4] Ibrahim W.Habib, “Applications of Neurocomputing in Traffic Management of ATM Networks,” *Proc. IEEE* Vol.84. No.10., Oct. 1996.

[5] Edmund S.Yu and C.Y.Roger Chen, “Traffic Prediction Using Neural Network,” *Proc. IEEE Globecom*. Vol.2., pp.991-995, 1993.

[6] A.Tarraf, I.W.Habib, and T.N.Saadawi, “Characterization of packetized voice traffic in ATM networks using neural networks,” *Proc. IEEE Globecom'93.*, 1993.

[7] David Petersen, *Audio, Video and Data Telecommunications*, McGraw-Hill Company, 1992.

[8] A.A.Lazer and G.Pacifici, “Control of resources in broadband networks with quality of services guarantees,” *IEEE Commun. Mag.*, pp.66-73, Oct.1991.

[9] You-Han Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison-Wesley Publishing Company. Inc., 1989.

최 인 호 (InHo Choi)

정회원



1990년 2월 경희대학교 전자공학과 공학학사
 1992년 2월 경희대학교 대학원 전자공학과 공학석사
 2000년 2월 경희대학교 대학원 전자공학과 공학박사
 1996년 3월~현재 김포대학 정보통신과 교수

<관심분야> 영상통신, 데이터통신

김 윤 석 (YunSeok Kim)

정회원



1989년 2월 경원대학교 전자공학과 공학학사
 1991년 8월 경희대학교 대학원 전자공학과 공학석사
 2001년 2월 경희대학교 대학원 전자공학과 공학박사
 1993년 10월~현재 상지영서대학 국방정보통신과 교수

<관심분야> 데이터통신, 통신망, 신경회로망