

시변비선형 특성을 지닌 ATM 통화유량 예측 모델링

정희원 김윤석*, 진용욱**

The Prediction Modelling of Traffic Flow with Time-Variable Non-Linear Characteristic in ATM Network

Yun-seok Kim*, Yong-ohk Chin** *Regular Members*

요 약

도래할 B-ISDN 환경하에서 중추적 역할을 할 ATM의 실현을 위해서는 다중매체의 통화유량을 최적하게 제어할 수 있는 방법이 제시되어야 한다. 그러나 다중매체 통화유량의 특성이 완전히 밝혀지지 못한 상태에서 ATM의 제어, 특히 최적한 폭주제어의 실현은 난제로 남아있다. 그러므로 본 논문에서는 다중매체 통화유량 모델을 시변비선형함수라 가정하고 이를 실시간 추정하기 위해 병렬로 연결된 3중의 신경망 모델을 제시하며 모의실험을 통해 시변비선형함수를 추정하여 ATM의 폭주제어에 이용될 수 있는 가능성을 보인다.

ABSTRACT

In B-ISDN, to realize ATM, the optimum control method of multi-media traffic must be proposed. Because there is not the traffic model of multi-media to make clear, the realization of optimum ATM congestion control is very difficult. In this paper, the traffic model is assumed to be slowly time-variable non-linear function, and for real-time prediction of it, new model which is composed with parallel triple neural networks is proposed. And the simulation to predict assumed ATM traffic is executed. From the result, it's capability is shown that the proposed neural network model can be used in ATM congestion control.

I. 서론

빠르게 발전하는 정보화시대에 돌입하여 B-ISDN의 실현을 앞두고 있는 이 때에 다중매체를 이용한 보다 다양한 고도의 서비스와 고속전송 등 최고 품질의 서비스에 대한 요구가 확대되어지고 있다. 이러한 요구의 실현을 위해 ITU-T에서 권고되고 현재로서는 다중매체 전송에 가장 적합한 ATM 전송 방식의 빠른 실현이 선결과제이다. 그러나 ATM 전송 방식의 효율을 극대화하기 위하여 다중매체 통화유량 제어라는 난점의 해결이 더욱 심각히 요구되어지고 있다. 이것은 통화유량 밀도가 서로 다른 각 서비스 매체들이 혼합되어 망에 유입되기 때문에 서비스 품질에 직접 영향을 미치는 폭주 제어 및

흐름제어가 더욱 복잡해지므로 해결해야 될 많은 문제점이 발생되기 때문이다.^[1] 이러한 문제를 해결하려는 폭주제어의 방법 중에는 망에 이미 유입된 다중매체 통화유량을 관찰, 분석하여 다음 호(call)의 통화밀도를 예측함으로써 그 호의 접속을 제어하는 방법이 있으며^[1], 정확한 통화량원의 모델을 확립하여 이 모델을 토대로 폭주제어 방법을 설계하여 이 모델에 근거하여 망에 유입될 통화유량을 예측함으로써 호 접속을 제어하는 방법^[2] 등이 있다. 그러나 전자의 방법으로는 다중매체의 특성을 전혀 모르는 상태에서 제어를 해야 하므로 가장 큰 밀도의 통화에 대비하여 트렁크 용량을 그 만큼 항상 확보해야 하므로 안전한 서비스를 할 수는 있으나 트렁크 용량의 손실이 따를 수밖에 없으므로 전

* 상지영서대학 전자과(yskim@youngseo.ac.kr),

** 경희대학교 전자정보학부(yochin@nms.kyunghee.ac.kr)

논문번호: 00244-0703 접수일자: 2000년 7월 3일

송선로의 효율성이 떨어진다. 이는 ATM 전송방식의 장점을 살리지 못한 방법이며 STM 전송방식과 전송로 효율 면에서 큰 차이가 없을 수도 있다. 후자의 방법이 가장 이상적이라 할 수 있지만 다중매체 통화유량의 모델 설정이 매우 난해하다는 문제가 있다. 통화유량 모델은 대부분 마코프 프로세스(Markov Process) 모델과 회귀(Regression) 모델로부터 파생된 모델들이 매우 다양하게 연구되어지고 있으며^[2], 그 중 ATM 통화유량 모델로 널리 쓰이는 모델은 MMPP 모델(Markov Modulated Poisson Process)이지만 ATM 통화유량 모델에 적용하기까지는 해결해야 할 많은 문제가 남아있다^[3]. 더욱이 다중매체 통화유량의 특성을 고려한 모델이 현재 설정된다 할지라도 시간(시대)이 지남에 따라 변화하는 정보의 형태 및 새로운 매체 출현으로 인해 모델의 재설정이 필요하게 되고 이에 따른 통화유량 제어의 오류를 줄이기 위해서는 제어부의 재설정이 빈번히 이루어져야 할 것으로 예측되므로 이 또한 이상적인 방법이라고는 할 수 없다. 그러므로 본 논문에서는 이러한 ATM 폭주제어를 위한 통화유량 예측의 어려움을 해결하기 위해 다중매체 통화유량 특성을 매우 서서히 변하는 시변비선형함수라 가정하고 새로운 신경망 구조를 이용하여 이를 추정하는 방법을 제안한다. 신경망을 이용하는 이유는 신경망을 활용한 비선형함수 예측은 여러 분야 다수의 논문에서 연구되어졌으며 비선형함수 추적에 있어 기존의 대수적 알고리즘보다 우수^[4]하기 때문이다. 또한 실시간 처리에 신경망을 이용하기 위해서는 신경망의 단점인 학습시간이 필수적이라는 문제를 해결하여야만 하는데 본 논문에서는 이를 위해 3중 구조의 신경망을 제안한다. 참고문헌[5]에서는 2중 구조 신경망을 제안하였으나 이 구조는 처리부에서 오류가 발생하여 스위칭을 요구할 때 학습부에서 원하는 오차값에 아직 도달되지 못했을 때의 문제가 발생하므로 이를 해결할 수 있는 방안으로 그림 2와 같은 병렬 3중 신경망 모델이 제안된다. 3중 신경망은 병렬구조로 설계되어 처리와 학습을 동시에 수행하므로 최초의 학습시간 이외에는 따로 학습을 위한 시간 소모가 없다는 특징을 갖는다. 모의실험에서 제안된 모델의 검증용 위해 시변 비선형함수로부터 데이터를 발생시켜 단일구조의 일반적인 신경망과 제안된 3중 신경망 모델과의 추정 능력을 비교하는 실험을 수행하여 제안된 모델이 시변비선형 데이터를 큰 오차 없이 추정할 수 있음을 보임으로써 다중매체 통화유량의 특성의 변화에

적용할 수 있는 가능성을 제시한다. 본 논문의 모의 실험에 사용한 데이터가 ATM 통화유량의 변화 특성을 대표할 수는 없으나 ATM 통화유량이 새로운 고속 매체의 출현이나 유행 매체의 변화 등으로 인해 그 특성이 긴 시간을 두고 변화될 것이 분명하기 때문에 제안된 3중 신경망이 특성 변화에 적응하여 실시간 예측할 수 있는지를 사전 검증하기 위해 참고문헌[4]에서 사용한 비선형 함수(혼잡도가 큰 케이오스 시계열 발생 함수)에 시변화를 일으켜 발생된 데이터를 이용하였다. 시변비선형 함수를 선택한 이유는 ATM 통화유량 모델이 어떤 형태로 결정되건 간에 시변비선형 함수의 범주 안에 포함되기 때문이다.

II. 실시간 처리를 위한 신경망 모델링

신경망은 단일 신경망과 제안한 병렬 3중 신경망 모두 역전파(back-propagation) 학습 알고리즘을 사용하였다. 3중 신경망은 단일 신경망 3개를 병렬로 연결한 것이다. 통화유량 추정을 위한 3중 신경망은 그림1과 같은 단일 신경망을 기본으로 하여 그림2와 같은 병렬구조로 설계하였으며 이는 다중매체 통화유량 추정에 필요한 실시간처리 및 학습시간 없이 변화에 적용할 수 있게 하기 위함이다.

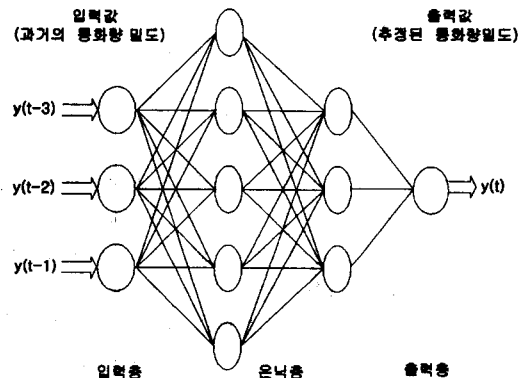


그림 1. 본 논문에 사용된 단일 신경망 모델

1. 단일 신경망 모델

단일 신경망 모델은 그림 1.의 모델을 사용하였다. 입력층은 3개의 셀로 구성하였으며, 통화유량의 과거의 값 즉 t-1, t-2, t-3일때의 값을 (학습 또는 처리)입력값으로 채택하였으며, 출력층은 1개의 셀로 구성되고 t(t)일때의 값 즉 통화유량의 추정값을

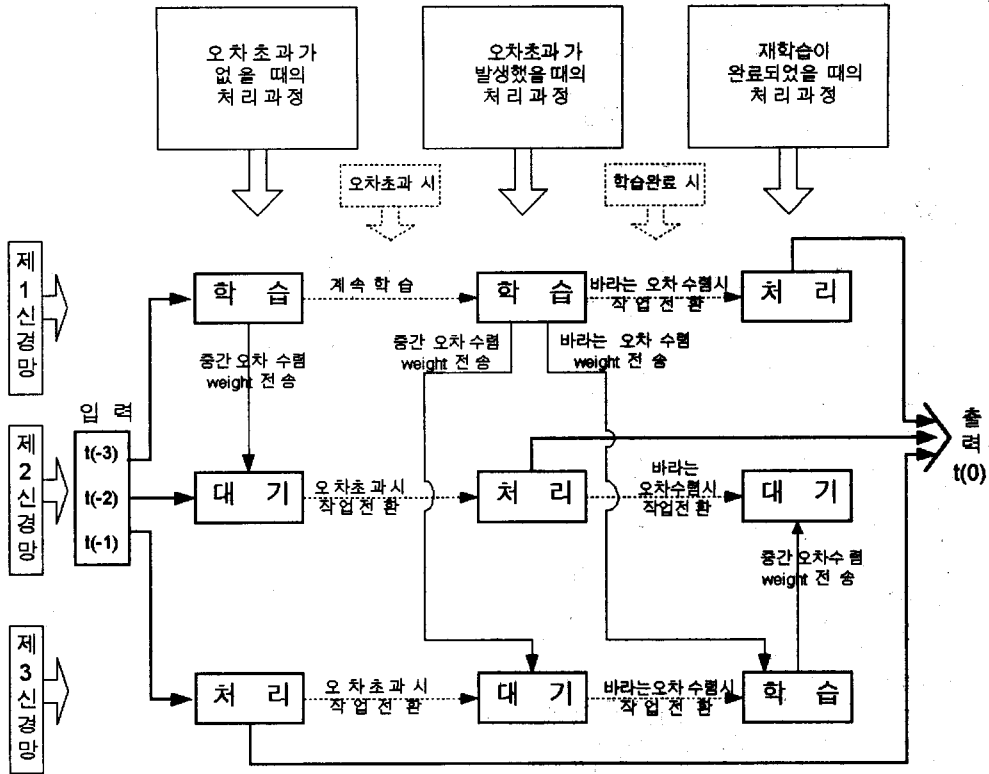


그림 2. 본 논문에서 제안한 병렬 3중 신경망 모델

산출한다. 또한 그 사이의 은닉층은 구조를 바꿔가며 실험해 본 결과 목표오차 도달에 비교적 안정적이고 빠르게 도달하는 각각 5개와 3개의 셀을 갖는 2층의 은닉층을 채택하였다. 신경망 내의 전달함수로는 식(1)과 같은 일반적인 시그모이드 함수를 사용하였다¹¹.

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x}) \quad (1)$$

2. 병렬 3중 신경망 모델

본 논문에서 제안한 병렬 3중 신경망 모델은 그림 1.의 단일 신경망 모델을 병렬로 연결하여 그림 2.와 같이 학습과 처리(추정)를 같이 할 수 있는 구조로 설계하였다. 긴 시간이 지남에 따라 통화유량 특성이 매우 서서히 변한다고 가정했기 때문에 통화유량특성이 변하여 큰 오차(허용 오차 이상)가 발생할 때마다 재학습이 요구되는데 그림에서 보듯이 병렬 3중 신경망 모델에서는 최초의 학습시간만이 요구되고 다음에는 처리와 학습을 병행하므로 학습에 따른 시간 소모를 최소화함으로써 실시간 처리에 응용될 수 있다. 다만 학습부에서 이미 목표오차

에 수렴한 후에 처리부의 허용오차 초과로 인해 작업전환을 요구할 때는 문제가 없지만 학습중인 학습부에서 목표오차에 수렴하지 못했을 경우에 처리부에서 데이터 처리 중에 허용오차를 초과하게 된다면 작업전환을 할 수가 없게 된다. 이러한 경우를 대비해 학습부는 중간중간 학습이 완료될 때마다 가중치들(weights)을 대기부에 전달해준다. 즉, 시변으로 인해 처리부에서 큰 오차를 범했을 경우 가장 최근의 데이터로 학습된 가중치들을 갖는 대기부는 학습부에서 오차를 범한 시변데이터에 대한 학습이 완료될 때까지 처리를 이어받아 완충작용을 하게 된다. 즉, 허용오차 초과가 발생할 때마다 표 1.과 같은 순서에 3개의 신경망이 병렬로 처리, 학습, 대기를 번갈아 가며 수행하게 된다.

III. 시변비선형 특성을 지닌 통화유량 추정을 위한 모의실험

통화유량 특성의 변화에 따른 병렬 3중 신경망의 추정 능력을 검증하기 위해 비선형함수를 선택하여 시간에 따라 이를 변화시켜 데이터를 발생시킨 후

표 1. 병렬 3중 신경망의 처리 과정

과정	조건	병렬 3중 신경망		
		제1신경망	제2신경망	제3신경망
1	최초학습	최초 데이터로 학습	최초 데이터로 학습	최초 데이터로 학습
2	처리시작	과거 데이터와 새로 유입되는 데이터를 중첩하여 다시 학습 시작 학습 끝날 때마다 가중치들을 제2신경망에 전송 (학습부)	제1신경망에서 가중치들 (weights)을 전송 받아 저장하며 대기 (대기부)	학습된 가중치로 처리시작 (처리부)
3	처리중인 제3신경망에서 허용오차 초과발생	진행중인 학습을 중지하고 오차초과된 데이터를 포함하여 목표오차 값에 도달할 때까지 다시 학습 (학습부)	대기부에서 처리부로 전환하여 처리 시작 (처리부)	처리부에서 대기부로 전환 (대기부)
4	제1신경망에서 학습 완료 시	처리부로 전환하여 목표오차에 도달한 가중치로 처리 시작 (처리부)	대기부로 전환 (대기부)	학습부로 전환한 후 가장 최근에 유입된 데이터를 포함시켜 학습시작 (학습부)
5	제3신경망에서 학습 완료 시	제3신경망의 학습완료된 가중치들로 제1신경망과 같은 현재 유입되는 데이터로 테스트 한 후 제3신경망의 평균오차가 제1신경망보다 적으면 제2신경망에 새 가중치들을 전송하고 과정2로 회귀. 제3신경망의 평균오차가 더 크면 과정4와 과정5 반복		

단일 신경망과 병렬 3중 신경망의 추정 능력을 비교하여 본다.

1. 통화량 특성변화 추정을 위한 발생함수

시변 비선형 데이터를 발생시키기 위해 우선 기본이 되는 비선형 함수로는 케이오스 시계열을 택했다. 그 이유는 케이오스 시계열이 큰 혼잡도를 지닌 비선형 함수로써 기존의 전통적 기법으로는 추정하기가 어렵고 다중매체의 통화유량 특성도 큰 혼잡도를 지닌 비선형 특성을 갖을 것으로 예측되기 때문이다^[4]. 케이오스 시계열 결정식은 식(2)^[4]와 같다.

$$y(t) = 4y(t-1)(1-y(t-1)) \quad (2)$$

여기서 상수 '4'는 모의실험을 위해 $y(t)$ 가 0~1 값을 갖도록 정규화 하기 위해 결정된 값이다. 이 케이오스 시계열을 기본으로 하여 모의실험에 쓰일 시변 데이터를 발생시키기 위해 식(2)에 시구간 별로 변화를 주어 아래 식(3), (4), (5)를 이용하여 1~600까지의 시변비선형 시계열을 발생시켰다. 처음 $y(1) \sim y(200)$ 구간에서는 $y(t)$ 는 바로 전 값인 $y(t-1)$ 에 의해서 결정되고 $y(201) \sim y(400)$ 에서 $y(t)$ 는 $y(t-1)$ 뿐만 아니라 $y(t-2)$ 값에 의해 결정된다. 또한 $y(401) \sim y(600)$ 값은 $y(t-1)$ 와 $y(t-3)$ 에 의해 결정되도록 함으로써 시변비선형 데이터를 발생시켰으며 이를 나타낸 것이 그림 3이다.

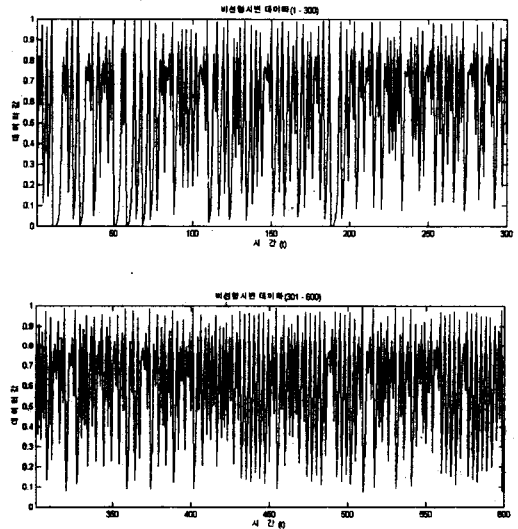


그림 3. 처리에 사용될 시변비선형 데이터(1-600)

시간 $t = 1 \sim 200$:

$$y(t) = 3.8y(t-1)(1-y(t-1)) + 0.2y(t-1)^1(1-y(t-1))^1 \quad (3)$$

시간 $t = 201 \sim 400$:

$$y(t) = 3.8y(t-1)(1-y(t-1)) + 0.2y(t-2)^2(1-y(t-2))^2 \quad (4)$$

시간 $t = 401 \sim 600$:

$$y(t) = 3.8y(t-1)(1-y(t-1)) + 0.2y(t-3)^3(1-y(t-3))^3 \quad (5)$$

여기서 초기값 $y(0)=0.2$ (초기값은 임의의 값으로 $0 < y(t) < 1$ 를 만족하면 됨)로 두었으며 상수 '3.8'과

'0.2'는 모의실험을 위해 $y(t)$ 가 0~1 값을 갖기 위한 정규화와 첫 항과 두 번째항의 영향받는 비율에 의해 결정된 것이다. 시간 t 는 0부터 600까지 정수로 계수되는 것으로 가정하여 그림 3.과 같은 데이터를 얻었으며, 앞의 50포인트는 최초의 학습을 위해 그리고 나머지는 추정을 위한 처리에 사용된다.

2. 모의실험 및 결과

식(3), (4), (5)에 의해 발생된 시변비선형 데이터의 최초 50포인트만을 학습하였고 학습은 그림 1과 같은 역진과학습 알고리즘을 이용하여 표 2.에서의 학습조건으로 하였으며 목표값에 도달하는데 약 4000 회의 학습이 필요하였고 목표오차수렴은 그림 4.와 같다. 시변비선형함수 추정을 위한 처리도 표 2.에서의 처리조건으로 하였으며 여기서 시변함수가 급격히 변화하면 3중 신경망의 오차초과 시간이 길어질 수 있으므로 서서히 변화하는 시변비선형함수로 가정하였다. 이는 새로운 매체 출현이나 유행매체의 변화 등으로 인해 다중매체 통화유량의 특성이 변하더라도 매우 서서히 변화할 것으로 사료되기 때문이다. 단일 신경망은 최초에 학습된 가중치만으로 나머지 550포인트를 추정하였으며 그림 5.가 이의 결과이다. 그림 5.를 보면 200포인트까지는 큰 오차 없이 잘 추적함을 알 수 있으나 시변형이 이루어지는 201포인트부터는 매우 큰 오차를 범하는 것으로 보아 단일 신경망이 비선형 함수 추정은 가능하나 시변함수 추정은 반듯이 재학습을 해야 한다는 것을 알 수 있다.

표 2. 단일 및 3중 신경망의 학습과 처리 조건

비교항목	단일 신경망	3중 신경망	
알고리즘	역진과 학습	역진과 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 5셀, 3셀	각 신경망 공통 2층 5셀, 3셀	
학습 조건	모멘트 값 (momentum rate)	0.9	각 신경망 0.9
	학습율 (learning rate)	0.7	각 신경망 0.7
	학습 전체오차 평균	0.01	각 신경망 0.01
	학습 목표 오차 개별 오차	0.0001	각 신경망 0.0001
처리 조건	처리대상	서서히 변화하는 시변비선형함수 (slowly time variable function)	
	허용오차 범위(임계치)	없음	시구간(t) 10개 평균 0.02이상
	허용오차 초과 발생 대책	재 학습이 외에 대책 없음	각 신경망간 작업 전환(표 1.)
	시변데이터 추정의 실시간처리	불가능	가능

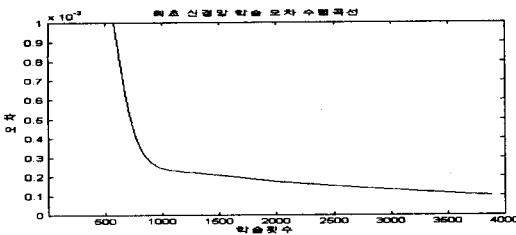


그림 4. 단일 신경망의 최소학습 오차수렴도

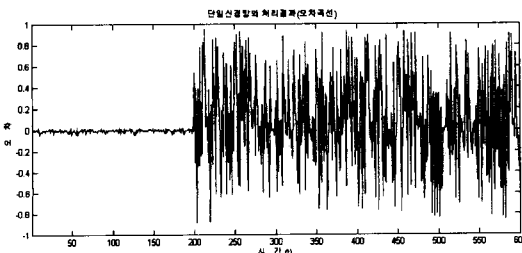


그림 5. 단일 신경망의 시변비선형 데이터 추정 결과

그림 6.은 실시간 추정을 위해 본 논문에서 제안한 3중 신경망 모델로 나머지 550포인트를 추정할 때 처리전환 임계치인 10포인트 오차누적평균 0.02 선과 3중 신경망의 처리결과와 오차누적평균을 나타낸 것으로써 201포인트와 401포인트에서의 큰 오차가 잠시 지속되는 것은 대기부에서 처리부로 전환 된 후에도 허용오차에 적응하지 못하고 학습부에서 시변 된 데이터로 학습이 끝난 후야야 허용오차범위 내로 적응함을 알 수 있으며 그림 6.에서 '*' 표시부분이 임계치 0.02를 넘었다가 곧바로 범위내로 적응하는 것은 오차초과로 인해 대기부가 처리부로 작업전환하여 곧 허용오차범위 내로 적응한 것임을 알 수 있다. 그림 7.은 시변비선형 데이터에 대한 3중 신경망의 추정 결과로서 그림에서 보면 201포인트와 401포인트부터 급격한 시변이 이루어져 3중 신경망이 큰 오차를 범하는 것을 볼 수 있는데 처리전환을 수행하여 곧 허용오차 범위내로 추정함을 볼 수 있다. 이러한 문제는 급격한 시변이 아닌 서서히 변화하는 시변함수라면 결과에서처럼 큰

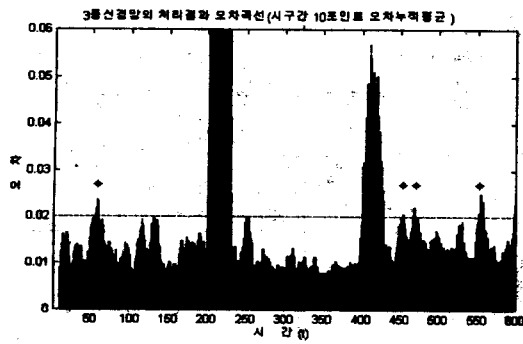


그림 6. 3중 신경망 처리의 10포인트 오차누적평균

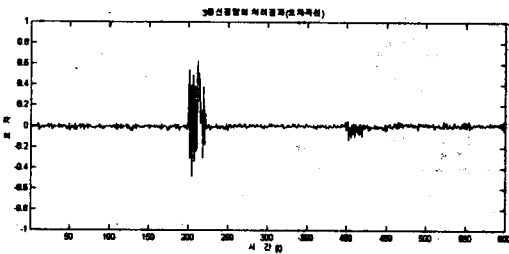


그림 7. 3중 신경망의 시변비선형 데이터 추정 결과.

오차를 범하지는 않을 것으로 예상된다. 그림 7의 결과로 보아 제안된 병렬 3중 신경망이 시변비선형 함수의 실시간 추정에 사용될 수 있음을 알 수 있고 이를 이용하면 시변비선형 특성을 지닌 ATM망의 다중매체 통화유량 예측에도 적용할 수 있으리라 사료된다.

IV. 결론

본 논문에서는 다중매체 통화유량의 실시간 추정을 위한 방법으로 병렬 3중 신경망 모델을 제안하였으며, 또한 다중매체 통화유량 모델이 혼잡도가 큰 비선형 특성을 지닐 것으로 예상되며 또한 그 특성이 긴 시간을 두고 변화할 것이 예상되기 때문에 모의실험을 통해 시변비선형데이터를 발생시켜 이를 제안된 병렬 3중 신경망 모델로 추정하여 보았다. 본 모의실험은 PC환경하에서 소프트웨어(c언어)로 수행하였기에 순수한 병렬처리를 할 수 없었으므로 시분할 방식으로 병렬효과를 대신하였다. 순수한 병렬처리를 위해서는 하드웨어제작이 뒤따라야 할 것으로 사료되며 다음 연구과제로는 제안한 모델의 다중매체 통화유량 예측의 보다 정확한 검증 을 위해 다중매체 통화유량 모델을 확립하여 이를

추정하여 보이는 것이다. 또한 본 모델의 실현을 위해서는 병렬처리를 고속으로 수행할 수 있는 하드웨어제작에 관한 연구도 진행되어야 한다. 제안한 모델은 기존의 신경망의 가장 큰 단점인 별도의 학습시간을 제거할 수 있는 가능성을 보임으로써 보다 발전시키고 병렬처리 하드웨어가 뒷받침된다면 실시간 처리가 요구되는 여러 분야에서 응용될 수 있을 것으로 사료된다.

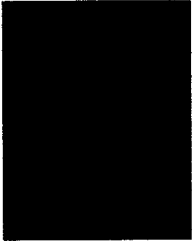
참고 문헌

- [1] A.A. Lazer and G. Pacifici, "Control of resources in broadband networks with quality of services guarantees," *IEEE Communication Magazine*, pp. 66-73, October 1991.
- [2] S.Y.yosef, C.M.Strange and J.A.Schormans," ATM modelling: Parameterisation of 4-phase MMPP model for admission control of superposed traffic soueces", *ELECTRONIC LETTERS*, Vol.33, No.10, pp-829-830, 8th May 1997.
- [3] Abdelnaser Adas, "Traffic Models in Broadband Networks", *IEEE Communication Magazine*, pp. 82-98, July 1997.
- [4] Edmund S. Yu and C. Y. Roger CHen, "Traffic Prediction Using Neural Network", *Proceeding of Globecom*, Vol.2., pp.991-995, 1993.
- [5] 김윤석, "비선형시변함수 추정을 위한 신경망 모델 연구", *상지대학교병설전문대학 논문집* 제16집, pp. 111-120, 1997.
- [6] J.D.Farmer, J.J.Sidorowich, "Predicting chaotic time series," *Physical Review Letters*, series B, Vol.59, No.8, pp. 845-848, 1987.
- [7] B.Maglaris, D.Anastassiou, P.sen, G.Karlsson and J.D. Robbins, "Performance models of statistical multiplexing in packet video communications", *IEEE Trans. Communications*, Vol.6, No.7, July 1988.
- [8] G.E. Box and G.M. Jenkins, *Time Series Analysis, forecasting and control*, Holden-Day, 1976.
- [9] You-Han Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison-Wesley Publishing Company. Inc., 1989.

[10] 김윤석, "CYBEX 시스템의 호 접속처리를 위한 적응제어", *경희대학교 대학원 공학석사학위논문*, 1991.8.

김 윤 석(Yun-seok Kim)

정회원



1989년 2월: 경원대학교
전자공학과 졸업
1991년 8월: 경희대학교
전자공학과 공학석사
1996년 2월: 경희대학교
전자공학과
박사과정 수료

1993년 10~현재: 상지영서대학 전자과 부교수
<주관심 분야> 데이터통신, 통신망, 신경회로망

진 응 옥(Yong-ohk Chin)



1979년~현재: 경희대학교
전자공학과 교수
1995년~현재: 경희대학교
전자정보학부 교수
1996년~현재: 경희대학교
한국음향학회 명회회장

2000년~현재: 경희대학교 정보통신대학원 원장