

ATM망에서의 실시간 통화유량 예측에 관한 연구

김 윤 석[†] · 진 용 옥^{††}

요 약

본 논문은 ATM망의 통화유량 제어중 최적화 폭주제어의 실현을 위해 필수적인 다중매체 통화유량 예측에 관한 논문으로서 ATM망에 유입 될 다중매체 통화유량의 특성이 시대의 발전에 따라 서서히 변화될 것이 예상되므로 모의실험에 사용 될 다중매체 통화유량을 단위시간당 접속호수는 포아송분포, 각 호당 요구전송속도는 감마분포, 각 호의 유지시간은 지수분포를 기준으로 하여 각각의 분포 특성을 변화시켜 통화유량 특성민화를 유도하여 발생시킨 후 이를 신경망과 실시간 처리를 위해 제안된 3중신경망 모델[3]로 추정하여 비교함으로써 제안된 모델이 ATM망의 통화유량 예측에 이용될 수 있음을 보인다

A Study on The Real-time Prediction of Traffic Flow in ATM Network

Yun-Seok Kim[†] · Yong-Onk Chin^{††}

ABSTRACT

This paper is a study on the prediction of multi-media traffic flow for the realization of optimum ATM congestion control. In ATM network, it is expected that the characteristic of multi-media traffic flow is varied slowly with a time. For the simulation, time-variable multi-media traffic is generated using poisson distribution(connect calls per process time), gamma distribution(transmission rate per a call) and exponential distribution(holding time per a call). And using back-propagation neural network and proposed tripple neural network, the simulation to predict generated traffic is executed. From the result, it's capability is shown that the proposed neural network model can be used in the prediction of ATM traffic flow.

1. 서 론

다중매체를 이용한 보다 다양한 고도의 서비스와 고속전송 등 최고 품질의 서비스에 대한 요구에 부응하기 위해 다중매체 전송에 가장 적합한 ATM 전송방식의 빠른 실현이 요구된다. 그러나 ATM 전송방식의 효율을 극대화하기 위해서는 다중매체 통화유량 제어의 해결이 난제로 남아 있다 이것은 통화유량 밀도가 서로 다른 각 서비스 메체들이 혼합되어 망에 유입되기 때문에 서비스 품질에 직접 영향을 미치는 폭주 제

어 및 흐름제어가 더욱 복잡해지므로 해결해야 될 많은 문제점이 발생되기 때문이다[1]. 본 논문에서는 이러한 ATM의 통화유량 제어 중 폭주제어의 어려움을 해결하기 위해 3중 신경망을 이용한 통화유량의 실시간 예측 방법을 제시한다. 이를 위해 ATM망에 유입 될 다중매체 통화유량은 기존에 알려진 확률함수[2]를 이용하여 발생시켰다. 즉 다중매체 통화유량은 각기 다른 전송속도와 호 유지시간을 갖는 여러 호의 접속으로 이루어지므로 단위(처리)시간 당 접속되는 호의 수는 포아송분포로 하고, 각 호의 유지시간은 지수분포로 하였으며 각 호의 전송속도는 감마분포로 하여 발생시켰다. 이때 다중매체 통화유량의 특성은 시간(시대)이 지남에 따라 서서히 변화할 것이 예상되어 발생

† 정 회 원 . 삼지영서대학 전자과 교수
†† 정 회 원 . 경희대학교 전자정보학부 교수
논문접수 2000년 8월 21일, 심사완료 : 2000년 10월 16일

시킨 통화유량도 각 분포함수의 특성값을 변화시켜가며 발생시킴으로써 통화유량 특성변화를 유도하였다. 이렇게 발생한 통화유량의 추정을 위해 우선 신경망의 대표적 모델인 역진과학습 알고리즘으로 모의실험을 수행하였다. 이는 통화유량의 특성변화가 없을 때는 추정 가능함을 보이나 특성이 변화한 후에는 큰 오차를 범하기에 재학습이 요구되어 지므로 실시간 처리에는 응용될 수 없는 단점을 지닌다. 이를 극복하기 위해 즉 재학습 시간이 따로 요구되지 않는 3중신경망으로 통화유량 추정 모의실험이 수행하여 통화유량 특성변화에 적응하여 실시간으로 추정함으로써 ATM망의 통화유량 예측에 응용될 수 있음을 보인다. 제안된 3중신경망 모델은 역진과학습 알고리즘을 기본으로 한 3개의 신경망을 병렬로 연결하여 최초의 학습시간만이 필요하고 이 후에는 처리와 학습을 동시에 수행함으로써 실시간 처리에 응용될 수 있도록 설계한 신경망 모델이다.

본 논문에서 “통화유량”의 의미는 일반적으로 사용되는 “통화량(traffic)”과 같은 의미로서 유동(流動)적 의미를 강조하기 위해 “통화유량”이라 표현한다.

2. 추정을 위한 다중매체 통화유량 발생

ATM 실현 전에는 망에 유입될 다중매체 통화유량의 정확한 모델을 만들 수 없으므로 본 논문에서는 일반적으로 알려진 확률분포함수들로 통화유량을 발생시켰다[2]. 즉 단위(처리)시간에 연결될 호 수의 발생확률은 프아송 분포함수로 하였으며 각각의 서로 다른 전송속도를 갖는 매체의 발생확률은 감마 분포함수로, 또한 각 호의 유지시간 발생확률은 지수 분포함수로 하여 아래와 같은 식과 같으며 이를 이용하여 통화유량을 발생시켰다.

단위시간당 연결될 호 수의 발생확률은 식 (1)과 같다.

$$P_k = \frac{\alpha^k}{k!}, k=0,1,2,\dots,21, \alpha = 11 \quad (1)$$

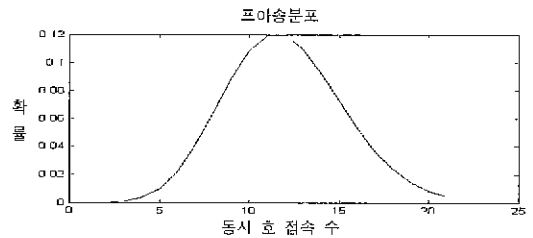
여기서 α 는 단위시간당 평균발생률로서 11호로 하였으며 최대발생률은 21호로 하였다.

또한 통화유량의 특성이 시대가 지남에 따라 변화할 것이 예상되어 통화유량 특성변화를 유도하기 위해 연결 호수의 평균발생률(α)과 최대발생률을 식 (2), (3)과 같이 변화시켜 (그림 1), (그림 2), (그림 3)과 같은

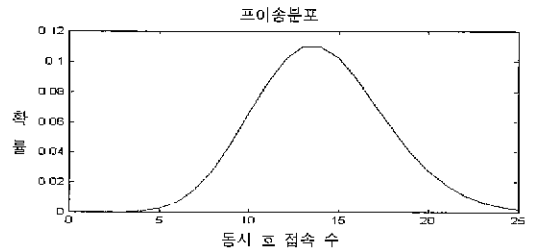
호 발생 확률분포를 얻었다.

$$P_k = \frac{\alpha^k}{k!}, k=0,1,2,\dots,25, \alpha = 13 \quad (2)$$

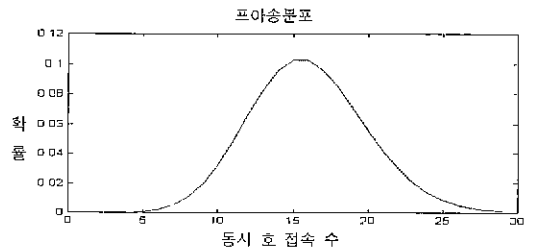
$$P_k = \frac{\alpha^k}{k!}, k=0,1,2,\dots,29, \alpha = 15 \quad (3)$$



(그림 1) 최초의 호 발생확률 분포



(그림 2) 변화된 호 발생확률 분포



(그림 3) 두 번째 변화된 호 발생확률 분포

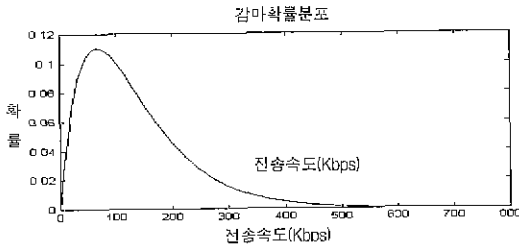
연결된 각 호의 전송속도 발생확률은 식(4)와 같다.

$$f_m(x) = \frac{\lambda e^{-\lambda} (\lambda x)^{m-1}}{(m-1)!}, x>0 \quad (4)$$

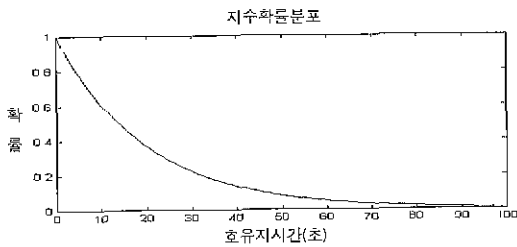
여기서 $m=2, \lambda=0.6$ 로 하여 (그림 4)와 같은 매체의 전송속도 확률분포를 얻었으며 B-ISDN이 확립된 후에도 전화사용량이 가장 많은 것으로 가정하여 가장 높은 확률값을 64kbps에 두었다

연결된 각 호의 유지시간 발생확률은 식(5)와 같다.

$$f_\lambda(x) = \lambda e^{-\lambda x}, x \geq 0, \lambda > 0 \quad (5)$$



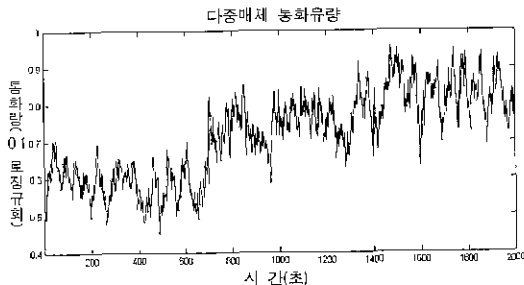
(그림 4) 매체의 전송속도 확률분포



(그림 5) 호의 유지시간 확률분포

여기서 $\lambda=1$ 로 하여 (그림 5)와 같은 호 유지시간의 확률분포를 얻었으며 이는 기존에 알려진 전화의 호 유지시간 분포 모델을 인용한 것이다. 단, 실제 전화모델에서는 평균이 100초이나 데이터를 간소화하기 위해 최대 호 유지시간을 100초로 하였다.

이러한 확률함수를 이용하여 아래와 같은 절차에 의해 (그림 6)과 같은 시간에 따른 다중 매체의 통화유량을 얻었다. 통화유량은 추정 처리를 위해 0부터 1로 정규화 하였고 처리 단위시간을 1초로 간주하여 2000초까지 발생시켰으며 0~700초까지는 식(1), (4), (5)에 의해 발생된 통화유량이며 701~1400초까지는 통화유량의 특성변화를 유도하기 위해 식 (2), (4), (5)를 이용하였으며 또 한번의 변화를 위해 1401~2000초까지는 식 (3), (4), (5)에 의해 발생된 것이다. 처리 단위시간을 1초로 한 것은 단위 시간을 작게 할 경우 데이터량이 방대하여 PC에서의 모의실험이 어려웠기 때문



(그림 6) 확률분포함수에 의해 발생된 통화유량

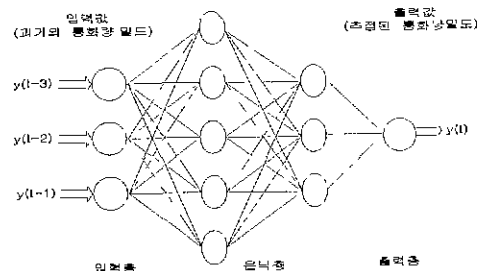
이며 아래 4장에서서의 모의 실험은 통화유량의 특성변화에 적응하여 추정할 수 있음을 보기 위한 것이므로 데이터량을 간소화하였다.

● 통화유량 발생 절차

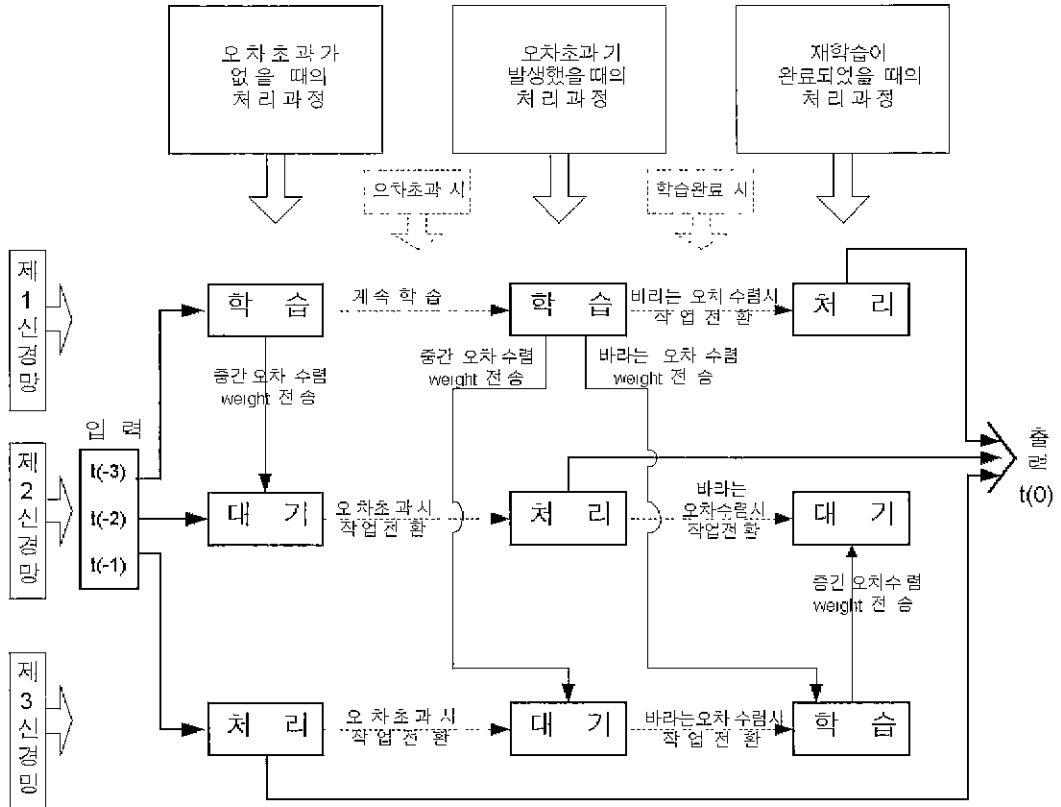
- ㉠ 단위시간당 연결될 호수를 식 (1)의 확률함수에 의해 랜덤(random)하게 발생시킨다
- ㉡ ㉠에서 발생된 호수의 각각에 따른 매체의 전송속도를 식 (4)의 확률함수에 의해 랜덤하게 발생시킨다
- ㉢ ㉡에서 발생된 (각각의 매체전송속도를 갖는) 각각의 호의 연결 유지시간을 식 (5)의 확률함수에 의해 랜덤하게 발생시킨다.
- ㉣ ㉠과 ㉡, ㉢을 0~2000초까지 각각 발생시킨 후 같은 시간대의 통화량을 누적시켜 (그림 6)과 같은 통화유량을 발생시켰다.

3. 실시간 처리를 위한 3중 신경망 모델

통화유량 추정에 사용될 3중신경망은 참고문헌[3]에서 제안한 바 있으며 본 논문에서 다시 소개한다. 3중신경망은 역전파학습 알고리즘의 신경망 3개를 병렬로 연결한 것이다. 즉 (그림 7)과 같은 단일 신경망을 (그림 8)과 같이 3중 병렬구조로 설계하였으며 이는 다중매체 통화유량 추정에 필요한 실시간처리를 위해 재학습시간 없이 변화에 적응할 수 있게 하기 위함이다. 단일 신경망 모델은 (그림 7)의 모델을 사용하였다. 입력층은 3개의 셀로 구성하였으며, 통화유량의 과거의 값 즉 $t-1$, $t-2$, $t-3$ 일때의 값을 (학습 또는 처리)입력값으로 채택하였으며, 출력층은 1개의 셀로 구성되고 $t(0)$ 일때의 값 즉 통화유량의 추정값을 산출한다. 은닉층은 2층으로하여 각 5개와 3개의 셀을 갖도록 설계하였고 신경망 내의 전달함수로는 식 (6)과 같은 일반적인 시그모이드 함수를 사용하였다.



(그림 7) 본 논문에 사용된 단일신경망 모델



(그림 8) 병렬 3중 신경망 모델

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x}) \quad (6)$$

또한 실시간 처리를 위해 제안된 병렬 3중 신경망 모델은 (그림 7)의 단일신경망 모델을 병렬로 연결하여 (그림 8)과 같이 학습과 처리(추정)를 동시에 할 수 있는 구조로 설계하였다. 통화유량 추정에 있어 통화유량 특성이 변할 때마다 재학습이 요구되는데 (그림 8)에서 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 목표오차에 수렴한 후에 처리부의 오차초과로 인해 작업전환을 요구할 때는 문제가 없지만 학습중인 학습부에서 목표오차에 수렴하지 못했을 경우 처리부에서 데이터 처리 중에 허용오차를 초과하게 되어도 작업전환을 할 수가 없게 된다. 이러한 경우를 대비해 학습부는 중간중간 학습이 완료될 때마다 가중치들(weights)을 대기부에

전달해준다. 즉, 처리 데이터의 특성변화로 인해 처리부에서 큰 오차를 범했을 경우 가장 최근의 데이터로 학습된 가중치들은 갖는 대기부는 학습부에서 오차를 범한 통화유량에 대한 학습이 완료될 때까지 처리를 이어받아 완충작용을 하게된다 즉, 허용오차 초과가 발생할 때마다 3개의 신경망이 병렬로 처리, 학습, 대기를 번갈아가며 수행하게 된다.

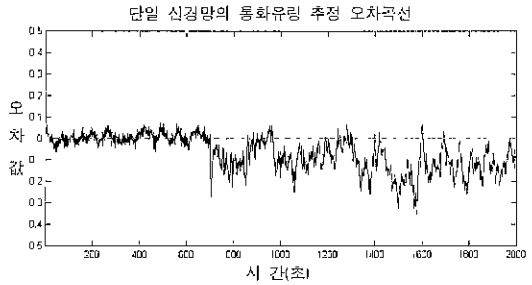
4. 모의실험 및 결과

식 (1), (2), (3), (4), (5)에 의해 발생된 통화유량의 최초 300초까지를 학습하였고 학습은 (그림 7)과 같은 역전파학습 알고리즘을 이용하여 <표 1>에서의 학습 조건으로 하였으며 목표값에 도달하는데 약 100,000회의 학습이 필요하였다 통화유량의 추정을 위한 처리도 <표 1>에서의 처리조건으로 하였으며 여기서 통화유량의 특성이 급격히 변화하면 3중신경망의 오차초과

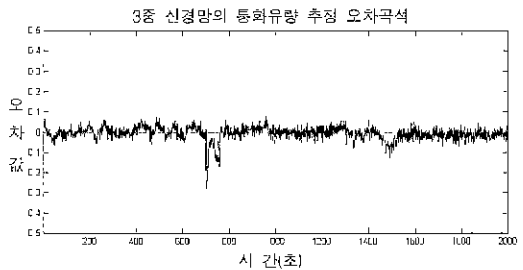
시간이 길어질 수 있으므로 그 특성이 서서히 변화하는 것으로 가정하였다. 이는 새로운 매체 출현이나 유행매체의 변화 등으로 인해 다중매체통화유량의 특성이 변화더라도 매우 서서히 변화할 것으로 사료되기 때문이다. 단일신경망은 최초에 학습된 가중치만으로 나머지 1700초 구간을 추정하였으며 (그림 9)가 이의 결과이다. (그림 9)를 보면 700초까지는 큰 오차 없이 잘 추격함을 알 수 있으나 특성변화가 이루어지는 701초부터는 매우 큰 오차를 범하는 것으로 보아 단일 신경망은 특성변화가 이루어지는 통화유량의 추정을 위해서 반드시 재학습을 해야 한다는 것을 알 수 있다. 이같은 신경망의 단점을 보완하기 위해 설계된 3중 신경망 모델로 나머지 1700초를 추정한 (그림 10)을 보면 701~800초와 1500초 부근에서 큰 오차가 잠시 지속되는 것은 대기부에서 처리부로 전환 된 후에도 허용오차에 적응하지 못하고 학습부에서 새로 유입된 데이터(특성변화 된 통화유량)로 학습이 끝난 후에야 허용오차범위 내로 적응함을 알 수 있다 또한 본 실험에서는 통화량 특성 변화가 701초와 1401초에서 급격히 이루어져 3중 신경망이 큰 오차를 범하는 것을 볼 수 있는데 이러한 문제는 통화량 특성이 급격한 시변이 아닌 서서히 변화는 시변함수라면 적응할 시간이 충분하기에 결과에서처럼 큰 오차를 범하지는 않을 것으로 예상된다. (그림 10)의 결과로 보아 제안된 병렬 3중 신경망이 서서히 시변되는 통화유량의 실시간 추정에 사용될 수 있음을 알 수 있다.

〈표 1〉 단일신경망과 3중신경망의 학습,처리 조건

| 비교항목 | | 단일 신경망 | 3중 신경망 |
|------|-----------------------|-------------------------------|-------------------------|
| 학습조건 | 모멘트 값 (momentum rate) | 0.9 | 각 신경망 0.9 |
| | 학습율 (learning rate) | 0.7 | 각 신경망 0.7 |
| | 학습 목표 | 전체오차 평균 | 각 신경망 0.01 |
| | 개별오차 | 0.0001 | 각 신경망 0.0001 |
| 처리조건 | 처리대상 | 시간에 따라 특성이 서서히 변화하는 다중매체 통화유량 | |
| | 허용오차 범위(입계치) | 없음 | 처리시간 10초 오차평균 0.05이상 |
| | 허용오차 초과 발생 | 재학습이외에 대책 없음 | 각 신경망간 작업전환 |
| | 시변데이터 추정의 실시간처리 | 불가능 | 가능 |



(그림 9) 단일신경망의 통화유량 추정의 오차



(그림 10) 3중신경망의 통화유량 추정 오차곡선

5. 결 론

본 논문에서는 다중매체 통화유량 실시간 추정을 위한 방법으로 병렬 3중 신경망 모델을 제안하였으며, 또한 모의실험을 통해 트래픽 모델링이 난해한 다중매체 통화유량의 특성이 긴 시간을 두고 서서히 변화할 것이 예상되기 때문에 일관적인 확률분포함수로 시변 특성을 갖도록 통화유량을 발생시키고 이를 제안된 병렬 3중 신경망 모델로 추정하여 보았다. 본 모의실험은 PC환경하에서 소프트웨어(C언어)로 수행하였기에 순수한 병렬처리는 할 수 없었으므로 시분할 방식으로 병렬효과를 대신하였다. 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 뒷받침 된다면 실시간 처리가 요구되는 여러 분야에서 응용될 수 있을 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

[1] A. A. Lazer and G. Pacifici, "Control of resources in broadband networks with quality of services guar-

antees," *IEEE Communication Magazine*, pp 66-73, October 1991.

- [2] Alberto Leon-Garcia, 'Probability and Random Processes for Electrical Engineering', Addison Wesley, 1989.
- [3] 김윤석, "신경망을 이용한 다중매체 통화량 예측에 관한 연구", 한국통신학회논문지 제24권 제12T호, 1999.12.
- [4] S.Y.yosef, C. M. Strange and J. A. Schormans, "ATM modelling : Parametensation of 4-phase MMPP model for admission control of superposed traffic sources," *ELECTRONIC LETTERS*, Vol.33, No.10, pp.829-830, 8th May 1997.
- [5] Edraund S. Yu and C. Y Roger CHen, "Traffic Prediction Using Neural Network." *Proceeding of Globecom*, Vol.2., pp.991-995,1993.
- [6] 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.
- [7] G E. Box and G M. Jenkins, *Time Series Analysis, forecasting and control*, Holden-Day, 1976.
- [8] J. D. Farmer, J. J. Sidorowich. "Predicting chaotic time series," *Physical Review Letters*, series B, Vol.59, No.8, pp.845-848, 1987.
- [9] You-Han Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*. Addison-Wesley Publishing Company. Inc., 1989.



김 윤 석

e-mail : yskim@youngseo.ac.kr

1989년 경원대학교 전자공학과 졸업

1991년 경희대학교 전자공학과 공학석사

1996년 경희대학교 전자공학과 박사과정 수료

1993년 ~ 현재 상지영서대학 전자과 교수

관심분야 : 데이터통신, 통신망, 신경회로망



진 용 옥

e-mail yochin@nms.kyunghee.ac.kr

1968년 연세대학교 전기공학과 (학사)

1975년 연세대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1981년 연세대학교 대학원 전자공학과(공학박사)

1975년~1978년 광운공과대학 통신공학과 교수

1979년~1995년 경희대학교 전자공학과 교수

1995년~현재 경희대학교 전과공학과 교수

1998년~현재 경희대 정보통신 창업지원센터 소장

2000년~현재 경희대학교 정보통신대학원 원장

관심분야 : 디지털전송 및 교환기술, 이동통신서비스기술, 한의정보공학, 한글정보공학